

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

FACULTAD DE CIENCIAS E INGENIERÍA



**Caracterización de movimientos repetitivos mediante algoritmos de
procesamiento de imágenes**

Tesis para obtener el título profesional de Ingeniera Biomédica

AUTORA:

Katherin Mileny Zumaeta Cuchca

ASESOR:

Stefano Enrique Romero Gutiérrez

CO-ASESOR:

Benjamín Castañeda Aphan


Lima, julio, 2023

Informe de Similitud

Yo, Stefano Enrique Romero Gutierrez, docente de la Facultad de Ciencias e Ingeniería de la Pontificia Universidad Católica del Perú, asesor de la tesis titulado Caracterización de movimientos repetitivos mediante algoritmos de procesamiento de imágenes, de la autora Katherin Mileny Zumaeta Cuchca, dejo constancia de lo siguiente:

- El mencionado documento tiene un índice de puntuación de similitud de 4%. Así lo consigna el reporte de similitud emitido por el software *Turnitin* el 22/08/2023.
- He revisado con detalle dicho reporte y la Tesis o Trabajo de Suficiencia Profesional, y no se advierte indicios de plagio.
- Las citas a otros autores y sus respectivas referencias cumplen con las pautas académicas.

Lugar y fecha: Perú, 22 de Agosto de 2023,

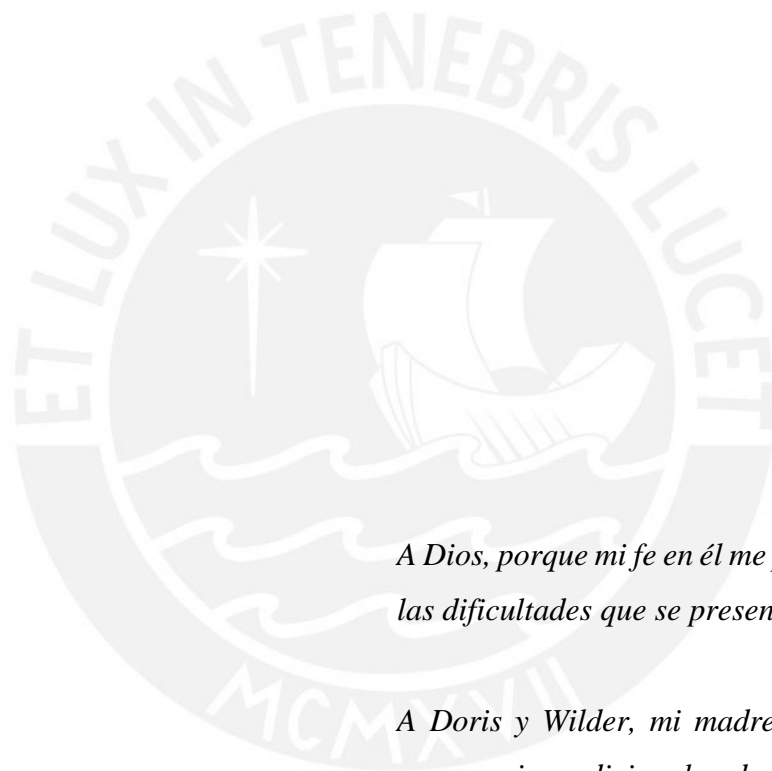
Apellidos y nombres del asesor: Romero Gutierrez Stefano Enrique	
DNI: 46011069	Firma 
ORCID: https://orcid.org/0000-0001-6092-1395	

RESUMEN

La evaluación de los síntomas de la enfermedad de Parkinson tiene un carácter subjetivo ya que se basa en la experiencia y la agudeza visual del médico tratante, quién realiza una puntuación de 0 a 4 según la Escala Unificada para la Evaluación de la Enfermedad de Parkinson Patrocinada por la Sociedad de Trastornos del Movimiento (MDS-UPDRS, por sus siglas en inglés).

El presente trabajo de tesis tiene como objetivo evaluar dos algoritmos de flujo óptico y segmentación de imágenes para cuantificar el golpeteo de dedos y movimiento con las manos, basado en la MDS-UPDRS. El punto de partida para cumplir este objetivo fue el diseño de un protocolo de adquisición de videos, el cual se implementó con 30 participantes sanos que realizaron tres secuencias de cada movimiento. Posteriormente, se realizó el procesamiento de datos con los algoritmos propuestos y se obtuvieron las señales de frecuencia y amplitud. Finalmente se hizo el análisis estadístico.

Los resultados muestran que los algoritmos fueron codificados con éxito y se apreciaron los cambios de amplitud y frecuencia de los movimientos repetitivos. Finalmente, se discutieron los resultados basándose en mejoras enfocadas en el protocolo de adquisición de datos que permitan su implementación en un ambiente clínico para contribuir al diagnóstico de pacientes que padecen párkinson.



A Dios, porque mi fe en él me permite enfrentar las dificultades que se presentan en mi vida.

A Doris y Wilder, mi madre y padre, por su apoyo incondicional durante mi vida académica.

A Frank, mi hermano, por escucharme y darme palabras de aliento.

A mis amigas y amigos de la universidad, por su apoyo emocional en todo momento.

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, agradezco al Ing. Stefano Romero, mi asesor, por su apoyo incondicional, paciencia, confianza, palabras de aliento y guía durante el desarrollo de mi investigación. Asimismo, agradezco al Dr. Benjamín Castañeda por su disposición, recomendaciones y soporte en todo momento. Gracias a los consejos de ambos pude culminar mi trabajo de tesis satisfactoriamente.

Agradezco al Dr. Karlo Lizárraga y a la Dra. Isabel Camargo, miembros del proyecto de teleneurología, quien con su apoyo y liderazgo facilitaron el desarrollo del presente trabajo.

Agradezco a la Dra. Sandra Pérez y al Dr. Dante Elías, mis profesores metodológicos, por sus recomendaciones y orientación durante el planteamiento y desarrollo de mi trabajo de investigación.

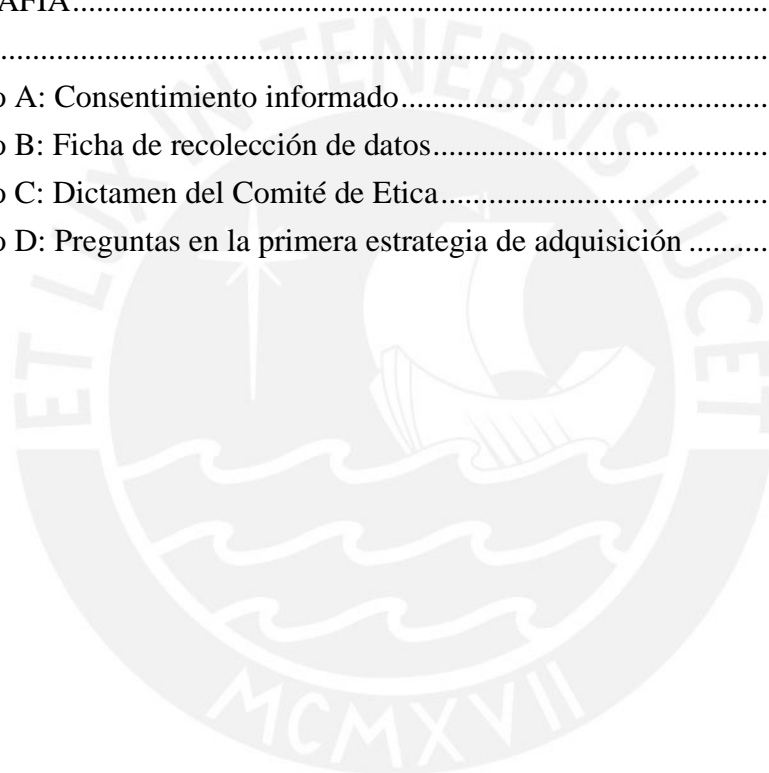
Agradezco a Doris Cuchca, Wilder Zumaeta, mis padres; y a Marco Mendoza, Estiven Torres, Leslie Urdiales, Naomi Guevara, José Félix, mis compañeros de Ingeniería Biomédica, quienes me brindaron su apoyo en la adquisición de videos.

Finalmente, agradezco a la Pontificia Universidad Católica del Perú y a la Universidad Peruana Cayetano Heredia por brindarme una formación sólida y la oportunidad de cumplir mis metas y sueños como Ingeniera Biomédica.

ÍNDICE DE CONTENIDO

	Pág.
RESUMEN.....	i
ÍNDICE DE TABLAS	vi
ÍNDICE DE FIGURAS	vii
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO 1	3
1.1 Enfermedad de Parkinson.....	3
1.2 Diagnóstico de la enfermedad	4
1.3 Bradicinesia.....	5
1.4 Estado del arte	6
1.4.1 Sensores	6
1.4.2 Técnicas de visión por computadora.....	7
1.4.3 Técnicas de Machine Learning	10
1.4.4 Aplicaciones de celular y softwares.....	11
1.5 Objetivos de la investigación	12
1.5.1 Objetivo General.....	12
1.5.2 Objetivos específicos	12
CAPÍTULO 2	13
2.1 Método de procesamiento de imágenes.....	13
2.1.2 Flujo óptico	13
2.2 Métodos estadísticos	16
2.2.1 Coeficiente de variación	16
2.2.2 Coeficiente de correlación de Spearman.....	16
CAPÍTULO 3	18
3.1 Base de datos.....	18
3.2 Consentimiento informado.....	20
3.3 Protocolo de adquisición de videos	20
3.3.1 Descripción y caracterización del ambiente	20
3.3.2 Ejecución de las pruebas.....	23
3.3.3 Adquisición de videos.....	24
3.4 Preprocesamiento de la base de datos	28
3.5 Procesamiento de base de datos	29
3.5.1 Amplitud y cansancio en el movimiento	29
3.5.2 Frecuencia del movimiento.....	34
3.6 Procedimiento estadístico.....	36

CAPÍTULO 4	37
4.1 Amplitud y cansancio en el movimiento	37
4.1.1 Golpeteo de dedos	37
4.1.2 Movimiento con las manos	42
4.2 Frecuencia del movimiento	47
4.2.1 Primer enfoque.....	47
4.2.2 Segundo enfoque.....	56
4.3 Análisis estadístico.....	58
OBSERVACIONES Y RECOMENDACIONES	62
CONCLUSIONES	64
BIBLIOGRAFÍA.....	65
ANEXOS.....	A
Anexo A: Consentimiento informado.....	A
Anexo B: Ficha de recolección de datos.....	B
Anexo C: Dictamen del Comité de Etica.....	C
Anexo D: Preguntas en la primera estrategia de adquisición	F



ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1.1 Evaluación de la bradicinesia según la escala MDS – UPDRS.....	5
Tabla 2.1 Grado de relación según coeficiente de correlación.	17
Tabla 3.1 Base de datos y selección de vídeos aptos para el procesamiento.	18
Tabla 3.2 Materiales para la adquisición de videos.	20
Tabla 3.3 Fórmulas aplicadas según los valores de la señal de amplitud.	33
Tabla 4.1 Correlación entre las frecuencias de golpeteo de dedos. Coeficiente ρ y valor de P obtenidos de la prueba de Spearman.....	61



ÍNDICE DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1.1: (a) Golpeteo de dedos y (b) movimiento con las manos. Tomado de Langevin et al., 2019.	5
Figura 1.2: Ubicación del acelerómetro. Tomado de Stamatakis et al., 2013.	7
Figura 1.3: (a) Fotograma representativo con los vectores axiales producidos por OF y (b) espectro de frecuencias. Tomado de <i>Langevin et al., 2019</i>	8
Figura 1.4: Señal obtenida del análisis con el sensor ultrasónico. Tomado de <i>Sun et al., 2018</i>	9
Figura 1.5: (a) Análisis del golpeteo con y sin marcadores (b) Señal de golpeteo de dedos calibrada. Tomado de <i>Khan et al., 2014</i>	10
Figura 1.6: (a) Espiral clasificado como bradicinesia, (b) velocidad de dibujo y (c) coeficientes de ondas de alta frecuencia de la velocidad radial. Tomado de <i>Memedi et al., 2015</i>	11
Figura 1.7: (a) Espiral clasificado como discinesia, (b) velocidad de dibujo y (c) coeficientes de ondas de alta frecuencia de la velocidad radial. Tomado de <i>Memedi et al., 2015</i>	11
Figura 3.1: Fotogramas con fondo inapropiado: (a) golpeteo de dedos y (b) movimiento con las manos.	19
Figura 3.2: Fotogramas con iluminación inapropiada: (a) golpeteo de dedos y (b) movimiento con las manos.	19
Figura 3.3: Medición de la mesa a la cámara del celular.	22
Figura 3.4: Marcadores sobre la mesa.	22
Figura 3.5: Imagen referencial del <i>set</i> de grabación.	23
Figura 3.6: Fijación del antebrazo de un participante.	25
Figura 3.7: Medición de la distancia entre el índice y el pulgar.	26
Figura 3.8: Medición de la mano.	26
Figura 3.9: (a) Posición abierta y (b) cerrada en el golpeteo de dedos.	27
Figura 3.10: (a) Puño y (b) Mano abierta en el movimiento con las manos.	27
Figura 3.11: Flujo de procesos del protocolo para la adquisición de videos.	28
Figura 3.12: (a) Imagen sin recortar e (b) Imagen recortada.	29
Figura 3.13: Algoritmo para calcular la amplitud del movimiento.	29
Figura 3.14: Transformación de RGB a CIELAB.	30
Figura 3.15: Transformación de imagen CIELAB a escala de grises.	31
Figura 3.16: Imagen binarizada.	31
Figura 3.17: Algoritmo para calcular la frecuencia del movimiento según el primer enfoque.	34

Figura 3.18: Algoritmo para calcular la frecuencia del movimiento basada en la identificación de marcadores.....	35
Figura 4.1: Reducción de la amplitud en el golpeteo de dedos.	38
Figura 4.2: Reducción de la amplitud promedio en el golpeteo de dedos.	38
Figura 4.3: Picos de la señal de golpeteo de dedos en la secuencia 1 - voluntario #003.	39
Figura 4.4: Picos detectados en la señal de golpeteo de dedos de la secuencia 1 - voluntario #029.....	39
Figura 4.5: Cansancio en las secuencias de golpeteo de dedos según cada voluntario.	40
Figura 4.6: Cansancio promedio en el golpeteo de dedos según cada voluntario.	40
Figura 4.7: (a) Señal de golpeteo de dedos en la secuencia 2 - voluntario #010, (b) primer intervalo y (c) segundo intervalo de tiempo del movimiento.	41
Figura 4.8: (a) Señal de golpeteo de dedos - voluntario #013, (b) primer intervalo de tiempo y (c) segundo intervalo de tiempo del movimiento.....	42
Figura 4.9: Titubeos en la señal de golpeteo de dedos en la secuencia 1 del voluntario #011 (ovalito rojo).	42
Figura 4.10: Reducción de la amplitud en el movimiento con las manos.	43
Figura 4.11: Reducción de la amplitud promedio del movimiento con las manos.....	43
Figura 4.12: Señal de movimiento con las manos y detección de picos en la secuencia 3 - voluntario #006.	44
Figura 4.13: Señal de movimiento con las manos y detección de los picos en la secuencia 2 - voluntario #009.....	44
Figura 4.14: Cansancio promedio del movimiento con las manos.	45
Figura 4.15: Cansancio promedio del movimiento con las manos.	45
Figura 4.16: (a) Señal de movimiento con las manos - voluntario #010, (b) primer intervalo de tiempo y (c) segundo intervalo de tiempo del movimiento.....	46
Figura 4.17. Señal de movimiento con las manos – tercera secuencia del voluntario #008.....	46
Figura 4.18: Vectores de movimiento en el golpeteo de dedos.	47
Figura 4.19: Señal de golpeteo de dedos de la primera secuencia del voluntario #003.	48
Figura 4.20: Señal de golpeteo de dedos de la segunda secuencia - voluntario #003.....	48
Figura 4.21: Señal de golpeteo de dedos de la tercera secuencia - voluntario #003....	48
Figura 4.22: Frecuencias de las tres secuencias de golpeteo de dedos.	49
Figura 4.23: Frecuencias promedio de las secuencias de golpeteo de dedos.....	49
Figura 4.24: Espectrograma del golpeteo de dedos - voluntario #003.	50
Figura 4.25: Espectrograma del golpeteo de dedos del voluntario #009.....	51

Figura 4.26: Vectores de velocidad en el movimiento con las manos.	51
Figura 4.27: Señal de movimiento con las manos de la primera secuencia - voluntario #003.	52
Figura 4.28: Señal de movimiento con las manos de la segunda secuencia - voluntario #003.	52
Figura 4.29: Señal de movimiento con las manos de la tercera secuencia - voluntario #003.	53
Figura 4.30: Frecuencia del movimiento con las manos en cada secuencia.	53
Figura 4.31: Frecuencia promedio de las tres secuencias de movimiento con las manos.	54
Figura 4.32: Espectrograma del movimiento con las manos del voluntario #003.	55
Figura 4.33: Espectrograma del movimiento con las manos del voluntario #016.	55
Figura 4.34: Movimiento de golpeteo de dedos.	56
Figura 4.35: Frecuencias del golpeteo de dedos en cada secuencia.	56
Figura 4.36: Frecuencias promedio de las secuencias de golpeteo de dedos.	57
Figura 4.37: Espectrograma de la secuencia 3 del voluntario #010 en el golpeteo de dedos.	57
Figura 4.38: Espectrograma de la secuencia 1 del voluntario #007 en el golpeteo de dedos.	58
Figura 4.39: Coeficiente de variación de las secuencias de golpeteo de dedos (primer enfoque).	58
Figura 4.40: Coeficientes de variación de las secuencias de golpeteo de dedos (segundo enfoque).	59
Figura 4.41. Vectores de FO en zonas ajenas al movimiento (círculo amarillo).....	60
Figura 4.42. Señal de flujo óptico según (a) primer y (b) segundo enfoque.....	60

INTRODUCCIÓN

La enfermedad de Parkinson (EP) es el segundo trastorno neurológico degenerativo más común en el mundo. En el año 2016, se estimó que a nivel mundial 6.1 millones de personas padecían párkinson y que, en el 2040, esta cifra ascenderá a 14.2 millones de personas [RAY DORSEY ET AL., 2018]. En el Perú, la incidencia de esta patología es de 2000 a 3000 casos por año y se estima que para el 2030 la cifra ascenderá a 2 millones de personas [R. CONDOR ET AL., 2019]. La etiología es desconocida; sin embargo, causas genéticas han sido descubiertas en el 5-10% de la población aproximadamente [BALESTRINO & SCHAPIRA, 2020]. Algunos factores de riesgo incluyen la edad, el género masculino, la exposición a factores químicos y las lesiones en la cabeza; con respecto al estilo de vida, algunos estudios la asocian con el consumo de tabaco y/o cafeína [SIMON ET AL., 2020].

El párkinson se manifiesta con síntomas no motores tales como depresión, problemas de sueño y problemas urinarios, los cuales pueden estar presente incluso durante años antes de que el primer síntoma motor se manifieste [ARMSTRONG & OKUN, 2020]. Los síntomas motores más comunes incluyen el temblor, la bradicinesia, la rigidez y la inestabilidad postural [GUO ET AL., 2015; XU ET AL., 2015]. El diagnóstico de los síntomas se basa en el historial del paciente y la examinación no motora y motora por medio de la Escala Unificada para la Evaluación de la Enfermedad de Parkinson Patrocinada por la Sociedad de Trastornos del Movimiento (MDS-UPDRS, por sus siglas en inglés). Esta evaluación, comúnmente, es realizada por un único especialista y tiene una duración aproximada de una hora ya que se evalúa al paciente en estado OFF (sin medicamento) y en ON (con medicamento). Además, el médico, de acuerdo con su criterio, asigna puntuaciones de 0 a 4 (0: normal, 1: mínimo, 2: leve, 3: moderado y 4: severo) a cada uno de los síntomas para tener una puntuación final, según la cual se prescribe un tratamiento.

La bradicinesia es uno de los síntomas más representativos de la enfermedad y se caracteriza por la disminución progresiva de la amplitud y la velocidad en movimientos repetitivos. El análisis de este síntoma se realiza según la parte III de la MDS-UPDRS, a partir de la cual, el especialista analiza visualmente una serie de movimientos motores; dentro de ellos, el golpeteo de dedos y el movimiento con las manos, para obtener variables tales como

velocidad, amplitud, titubeos, interrupciones y disminución de la amplitud; y en base a estos parámetros, asignar una puntuación del 0 al 4 según la gravedad del síntoma. Desafortunadamente, esta forma de análisis se reduce a la subjetividad de la evaluación ya que se basa en una inspección visual y los resultados están sujetos a variabilidad dependiendo de la experiencia y la agudeza visual del médico neurólogo.

El presente trabajo de tesis tiene como objetivo principal evaluar dos algoritmos de procesamiento de imágenes, basados en flujo óptico y segmentación de imágenes, con la finalidad de cuantificar las pruebas de la escala MDS-UPDRS. Los objetivos específicos incluyen diseñar un protocolo de adquisición de videos del movimiento de golpeteo de dedos y movimiento con las manos, mediante el cual se adquirirá una base de datos conformada por los videos de 30 personas sanas mayores de 50 años. Posteriormente, se procesarán los datos con los algoritmos propuestos para encontrar la frecuencia y la amplitud, las cuales están relacionadas con las características de desórdenes del movimiento. Por último, se analizarán los resultados mediante métricas estadísticas.

Al finalizar la adquisición y el procesamiento, se discutirán los resultados y se brindarán las conclusiones acerca del uso de esta metodología en aplicaciones de apoyo al diagnóstico para pacientes con EP.

CAPÍTULO 1

PROBLEMÁTICA Y ESTADO DEL ARTE

El presente capítulo expone la problemática abordada en el trabajo de tesis. Se brinda una descripción de la enfermedad de Parkinson, su forma de diagnóstico y una definición de la bradicinesia, síntoma destacado dentro de la enfermedad. Además, se muestran enfoques relevantes para el cálculo de la frecuencia y la amplitud encontrados en la literatura a nivel nacional e internacional.

1.1 Enfermedad de Parkinson

La enfermedad de Parkinson es un trastorno neurológico degenerativo que afecta el movimiento natural de las personas. En el año 2016, se estimó que a nivel mundial 6.1 millones de personas padecían de párkinson y que, en el 2040, esta cifra ascenderá a 14.2 millones de personas [RAY DORSEY ET AL., 2018]. En el Perú, la incidencia de esta patología es de 2000 a 3000 casos por año y se estimó que para el 2030 la cifra ascenderá a 2 millones de personas [R. CONDOR ET AL., 2019].

Estudios previos demostraron que el diagnóstico temprano de la EP permitiría realizar un tratamiento adecuado para preservar la funcionalidad de las neuronas, mejorar la calidad de vida de las personas y reducir la presencia de los síntomas [LANGEVIN ET AL., 2019; NOYCE ET AL., 2018; TINELLI ET AL., 2016]. Los síntomas más representativos incluyen el temblor, la bradicinesia, la rigidez y la inestabilidad postural [GUO ET AL., 2015; XU ET AL., 2015]. Estos síntomas pueden ser tratados con medicamentos, principalmente con la levodopa, que ha

demostrado ser eficiente en la prolongación de la aparición de los síntomas y el retraso del progreso de la enfermedad [CHAN ET AL., 2007; MORGAN & SETHI, 2005]. La respuesta a este medicamento es uno de los criterios para realizar el diagnóstico de la enfermedad según el estado 'ON' (con medicamento) u 'OFF' (sin medicamento) en la que se encuentre el paciente [FAHN, 2006].

1.2 Diagnóstico de la enfermedad

La Escala Unificada para la evaluación de la enfermedad de Parkinson patrocinada por la Sociedad de Trastornos del Movimiento (MDS-UPDRS, por sus siglas en inglés) [TRASTORNOS & MOVEMENT, 2008] fue previamente validada y aceptada para su uso en el diagnóstico de la EP [MARTINEZ-MARTIN ET AL., 2013]. Está conformada por cuatro secciones y en cada una de ellas se detallan las instrucciones para el evaluador, quién comúnmente es un especialista en trastornos de movimiento; él, según su criterio, deberá puntuar en una escala de 0 a 4 (0: normal, 1: mínimo, 2: leve, 3: moderado y 4: severo) los síntomas de la EP. Esta puntuación no es una tarea trivial debido a las características patológicas propias de cada paciente y la variabilidad en la progresión de la enfermedad entre pacientes, sobre todo en las primeras etapas de la enfermedad [BLAUWENDRAAT ET AL., 2017]; como consecuencia, el análisis de los síntomas es subjetivo ya que depende de la experiencia y agudeza visual del médico tratante, quien no cuenta con una herramienta objetiva como apoyo al diagnóstico clínico [WILLIAMS ET AL., 2020a].

Los pacientes con la EP presentan deterioro en su capacidad física y mental, lo cual dificulta y/o imposibilita su movilización con el fin de acudir a sus consultas médicas. Asimismo, en las zonas rurales no se cuentan con especialistas en la EP. Por esta razón, se han implementado servicios de telemedicina que permiten brindar una atención a distancia a través del análisis de audio y vídeo basados en la escala MDS-UPDRS. Los resultados de esta evaluación demostraron que es factible proveer datos confiables en periodos cortos de tiempo y a un costo menor en comparación con las visitas que comúnmente debe realizar el paciente hacia el consultorio [ADAMS ET AL., 2021; DORSEY ET AL., 2020a; DORSEY ET AL., 2020b]. Sin embargo, aún existen desafíos en la evaluación de los signos vitales, la rigidez, el balance y el equilibrio, pues estos difícilmente pueden ser percibidos en los vídeos ya que requieren de una inspección física y un mayor detalle en la inspección visual.

1.3 Bradicinesia

La bradicinesia es un síntoma primordial y el único obligatorio para diagnosticar y monitorear la enfermedad de Parkinson [MUHAMED ET AL., 2018]. Este síntoma se caracteriza por la alteración de la amplitud y la velocidad en movimientos repetitivos. Comúnmente, el análisis de este síntoma se basa en una exploración de los signos motores de la enfermedad que está descrita en la sección III de la MDS-UPDRS.

Siguiendo el protocolo de evaluación, los pacientes son instruidos a realizar determinados movimientos, como el golpeteo de dedos y el movimiento con las manos. El golpeteo de dedos, según el ítem 3.4 de la MDS-UPDRS, consiste en golpear el índice con el pulgar 10 veces tan rápido y amplio como sea posible (Figura 1.1 (a)). Por otro lado, el movimiento con las manos, según el ítem 3.5 de la MDS-UPDRS, consiste en abrir y cerrar la mano 10 veces tan rápido y completamente como sea posible (Figura 1.1 (b)). Durante estas ejecuciones, el neurólogo debe atender cuidadosamente el movimiento y puntuar parámetros tales como velocidad, amplitud, titubeos, interrupciones y disminución de la amplitud. Los médicos realizan la puntuación según las indicaciones mostradas en la Tabla 1.1.

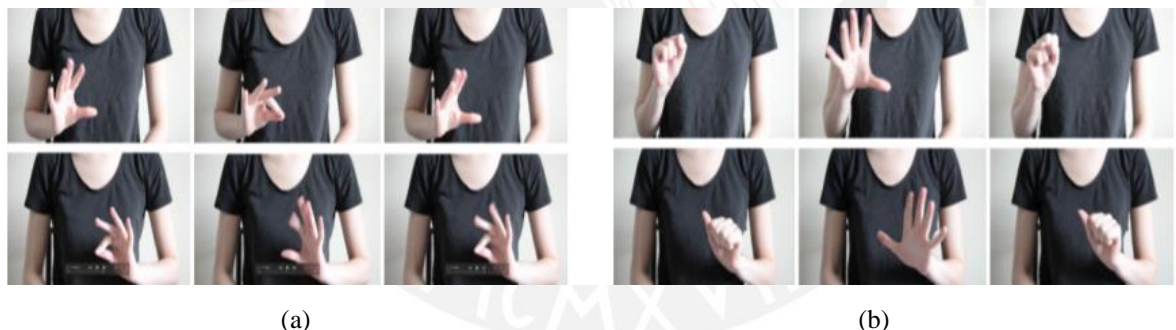


Figura 1.1: (a) Golpeteo de dedos y (b) movimiento con las manos. Tomado de Langevin et al., 2019.

Tabla 1.1

Evaluación de la bradicinesia según la escala MDS – UPDRS.

Puntuación	Categoría	Descripción
0	Normal	Sin problemas.
1	Mínimo	Cualquiera de los siguientes: a) el ritmo regular se rompe con una o dos interrupciones o titubeos en el movimiento de golpeteo; b) mínimo enlentecimiento; c) la amplitud disminuye cerca del final de los 10 golpeteos.

2	Leve	Cualquiera de los siguientes: a) de 3 a 5 interrupciones durante el golpeteo; b) enlentecimiento leve; c) la amplitud disminuye hacia la mitad de la secuencia de 10 golpeteos.
3,	Moderado	Cualquiera de los siguientes: a) más de 5 interrupciones durante el golpeteo o al menos una interrupción más prolongada (congelación) durante el movimiento en curso; b) enlentecimiento moderado; c) la amplitud disminuye después del primer golpeteo.
4	Grave	No puede o apenas puede realizar la tarea debido a enlentecimiento, interrupciones o decrementos.

Nota. Tomado de Trastornos & Movement, 2008.

1.4 Estado del arte

En la literatura se han reportado diversos estudios centrados en el uso de sensores inerciales, aplicativos móviles y técnicas de procesamiento de imágenes para evaluar de manera objetiva la bradicinesia en la EP. A continuación, se aborda más a detalle cada enfoque de medición.

1.4.1 Sensores

Stamatakis et al. (2013) reportaron el uso de acelerómetros para medir la frecuencia y la amplitud del golpeteo de dedos siguiendo el protocolo MDS-UPDRS (Figura 1.2). Después de obtener la señal de golpeteo de dedos, usaron la Transformada de Daubechies para identificar los picos que corresponden a cada golpeteo; además, la frecuencia fue obtenida con la inversa del tiempo de duración del movimiento, y la amplitud fue medida con el ángulo de apertura cuando los dedos estaban abiertos o cerrados. Luego, se diseñó un algoritmo de regresión lineal para predecir las puntuaciones en un rango de 0 a 3. Los resultados fueron comparables a la medición de tres especialistas, la diferencia fue de ± 0.09 (índice Goodman-Kruskal Gamma); sin embargo, el rendimiento predictivo de este modelo no fue evaluado.

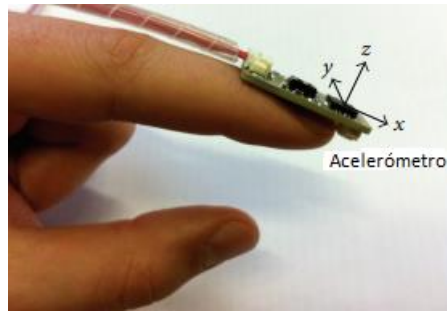


Figura 1.2: Ubicación del acelerómetro. Tomado de Stamatakis et al., 2013.

Adicionalmente, sistemas con giroscopios fueron usados para estimar la velocidad angular; por ejemplo, los autores Salarian et al. (2007) diseñaron un sistema de medición remota que contenía un giroscopio uniaxial conectado a un microcontrolador y una batería, integrado en una pequeña caja que podía colocarse en la muñeca con la ayuda de una banda elástica. De manera similar, Kim et al. (2011) montaron un giroscopio en el dedo índice y extrajeron la señal del sensor. Seguidamente, filtraron la señal y calcularon los espectros de frecuencia en la plataforma de programación MATLAB [KIM ET AL., 2011].

En el estudio de Muhamed et al. (2018) se reportó el uso del sensor Electromagnético Polhemus Patriot (EM) para medir el golpeteo de dedos, pronación, supinación y movimiento con las manos. Adicionalmente, se usó el filtro Butterworth para reducir el ruido de las señales. Luego, se extrajeron características de cada uno de los movimientos, entre ellas la distancia, que fue calculada con el método Euclidiano, también la velocidad y aceleración, que se encontraron con la primera y segunda derivada de la distancia, respectivamente.

1.4.2 Técnicas de visión por computadora

Los autores Jobbágy et al. (2005) propusieron un sistema que funcionaba como un piano. La idea básica consistió en el uso de marcadores reflectivos en los dedos, los cuales fueron reconocidos mediante un analizador de movimiento en tiempo real, conocido como PRIMAS. La adquisición de vídeos se realizó con una cámara y luces LED, y el procesamiento de vídeos se realizó mediante un análisis espectral de frecuencia. De manera similar, en el estudio de Krupicka et al. (2014), se usaron marcadores brillantes que fueron fácilmente detectados aplicando un umbral a la imagen. La grabación del golpeteo de dedos se realizó montando un sistema de cámaras con filtro infrarrojo sobre un trípode, asimismo, se diseñó un aplicativo de

computadora que permitió al paciente ver el movimiento que estaba realizando y posteriormente, conocer sus resultados.

Por otro lado, los autores Lee et al. (2019) desarrollaron un sistema de seguimiento del movimiento con las manos, conocido como *Leap Motion*, este es un dispositivo portable USB que contiene cámaras infrarrojo y algoritmos de detección de movimiento en dimensión tridimensional. *Leap Motion* brindaba las posiciones y orientaciones de series de tiempo de la mano. Con estos datos, se calculó el desplazamiento angular, ángulo de agarre y la distancia euclidiana de ocho pacientes en estado ‘ON’ y ‘OFF’. Los resultados brindados por la tecnología fueron comparables a las puntuaciones de los médicos.

Adicionalmente, la técnica de flujo óptico (FO) ha sido ampliamente utilizada por su efectividad para el análisis del movimiento. Específicamente, en la evaluación de la bradicinesia, Langevin et al. (2019) utilizaron FO para calcular los vectores de movimiento en 127 videos de pacientes con EP y sin EP (Figura 1.3 (a)). Seguidamente, los valores correspondientes a la magnitud de estos vectores fueron promediados según cada fotograma para luego aplicar el algoritmo de la Transformada de Fourier (*FFT*, por sus siglas en inglés) y obtener la frecuencia de movimiento, representada por el máximo pico en la gráfica del espectro de frecuencias (Figura 1.3 (b)). Particularmente, en el golpeteo de dedos se encontró que la media de las frecuencias de los participantes con EP (0,11 Hz) fue menor que la de los participantes sin EP (0,14 Hz), lo que significa que las personas con EP tenían movimientos más lentos.

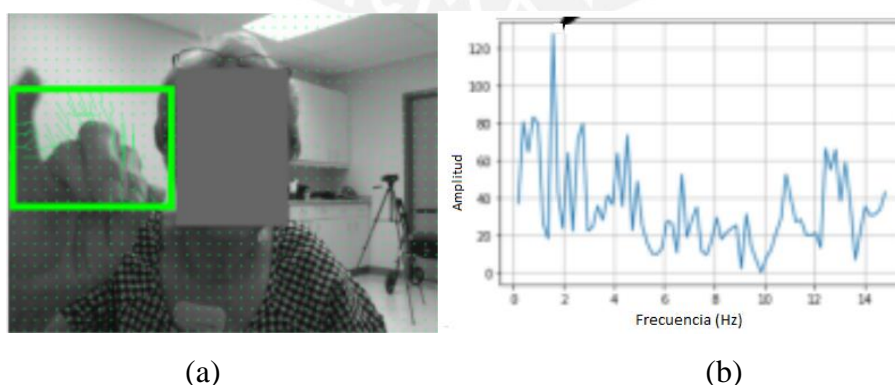


Figura 1.3: (a) Fotograma representativo con los vectores axiales producidos por OF y (b) espectro de frecuencias. Tomado de *Langevin et al., 2019*.

Similarmente, los autores Williams et al. (2020a) utilizaron técnicas de segmentación de la mano en 70 vídeos de golpeteo de dedos y posteriormente, fueron procesados mediante flujo óptico para obtener la magnitud de los vectores de movimiento y finalmente, calcular la frecuencia con la *FFT*. Los resultados se clasificaron según la gravedad del síntoma (0 a 4, según la escala MDS-UPDRS) usando *Support Vector Machine (SVM)* con una precisión de 0,8. Además, se desarrolló un predictor de la EP usando el modelo *Naive Bayes* logrando una precisión de 0,67.

Finalmente, en el trabajo de Zumaeta et al. (2021) también se utilizó la técnica de flujo óptico y el algoritmo de la *FFT* para calcular la frecuencia del golpeteo de dedos en siete personas sanas; se evaluó este movimiento en dos posiciones del codo (alzado y apoyado). Asimismo, estos resultados se compararon con las frecuencias obtenidas por un sensor inercial que tenía incorporado un acelerómetro y un giroscopio; se encontró una correlación positiva en todos los casos comparados ($\rho=0,63-0,93$ y $P<0,01$). El golpeteo de dedos con el codo apoyado mostró una correlación más alta ($\rho = 0,80-0,81$) en comparación con el codo alzado ($\rho = 0,63-0,70$).

Por otro lado, en el trabajo de Sun et al. (2018) se propuso un interesante enfoque en el análisis de golpeteo de dedos basado en técnicas de procesamiento de imágenes con ultrasonido. Los autores utilizaron una cámara para adquirir el vídeo; seguidamente, realizaron la segmentación de las manos y localización de los dedos; además, el sistema de adquisición incluía un sensor de ultrasonido, altavoces y micrófonos en los dispositivos de realidad virtual y aumentada. La idea central consistió en capturar la señal de movimiento que era reflejada por el dedo con el micrófono (Figura 1.4). Los resultados mostraron que el sistema logró un 98,4 % de precisión en la detección de golpeteo de dedos con una tasa de falsos positivos de 1,6 % y una tasa de falsos negativos de 1,4 %.

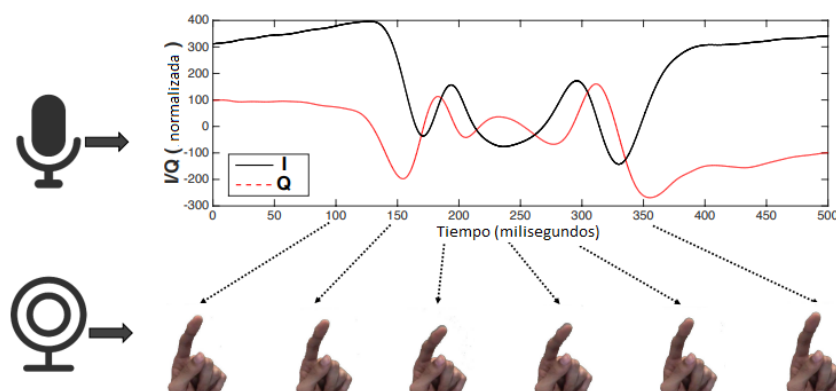


Figura 1.4: Señal obtenida del análisis con el sensor ultrasónico. Tomado de Sun et al., 2018.

Los autores Khan et al. (2014) estudiaron varias características del golpeteo de dedos como aceleración, velocidad, coeficiente de variación de la velocidad, energía de la señal, entre otras, las cuales fueron relacionadas con los síntomas de fatiga, reducción de la amplitud, ritmo lento y arritmia. El cálculo de estos parámetros se realizó mediante un algoritmo de detección de rostro e identificación de regiones de interés correspondientes al movimiento con las manos. El método se probó bajo dos modalidades: sin y con marcadores de color rojo (Figura 2.5 (a)), para obtener la señal de golpeteo de dedos, la cual fue normalizada con la medida del rostro de la persona (Figura 2.5 (b)). Además, se usó el algoritmo *SVM* y la validación cruzada de 10 veces categorizada con el fin de clasificar la severidad del síntoma (0-3, según la escala UPDRS-FT) e identificar personas con EP, se logró una precisión de 88% y 95%, respectivamente. La desventaja de este método es que enfocar el rostro del paciente resulta ser intrusivo.

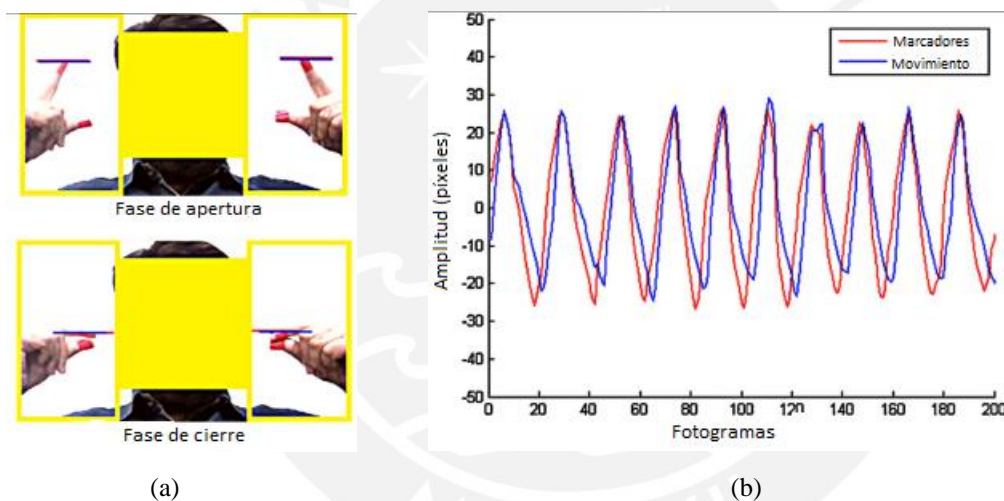


Figura 1.5: (a) Análisis del golpeteo con y sin marcadores (b) Señal de golpeteo de dedos calibrada. Tomado de Khan et al., 2014.

1.4.3 Técnicas de Machine Learning

Zhao et al. (2020) propusieron dos técnicas basadas en el aprendizaje no supervisado que tenían como finalidad agrupar diferentes trayectorias y encontrar patrones en común para examinar el decremento del golpeteo de dedos. La primera técnica consistió en la aplicación del método de agrupación de K-means a la serie de golpeteo de dedos con el fin de actualizar el centro de la distancia euclidiana. La segunda estuvo basada en la deformación dinámica del tiempo (*DTW*, por sus siglas en inglés), usada para alinear secuencias de series.

1.4.4 Aplicaciones de celular y softwares

Memedi et al. (2015) diseñaron un dispositivo de telemetría de pantalla táctil para analizar el golpeteo de dedos en estado 'OFF' de pacientes con EP. Los voluntarios debían dibujar espirales sobre la pantalla durante 10 segundos. Luego, se extrajeron el radio, el ángulo y la velocidad que sirvieron como entrada para el diseño de un algoritmo de *Machine Learning*, el cual permitió distinguir características y clasificar el movimiento como bradicinesia (Figura. 1.4) o discinesia (Figura. 1.5). De manera similar, se diseñaron aplicativos móviles en los que la persona debía tocar la pantalla a un ritmo constante con la finalidad de extraer datos correspondientes al número de píxeles y al tiempo de toque. Seguidamente, estos datos fueron cargados a la nube para su posterior análisis [ARORA ET AL., 2015; C. Y. LEE ET AL., 2016].

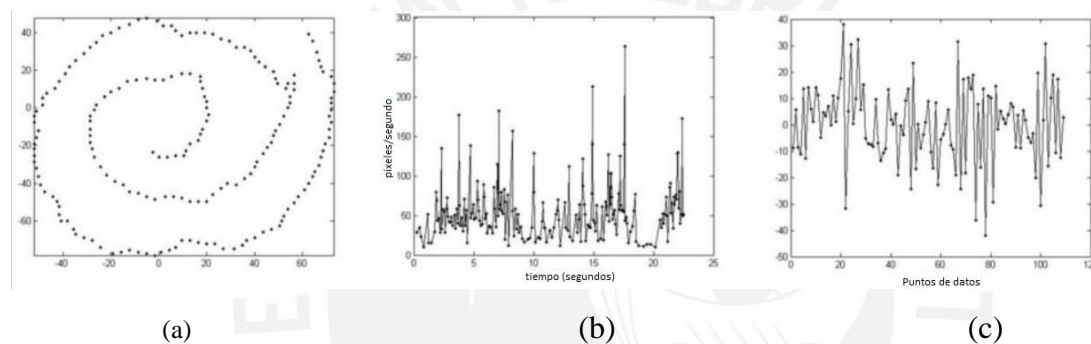


Figura 1.6: (a) Espiral clasificado como bradicinesia, (b) velocidad de dibujo y (c) coeficientes de ondas de alta frecuencia de la velocidad radial. Tomado de Memedi et al., 2015.

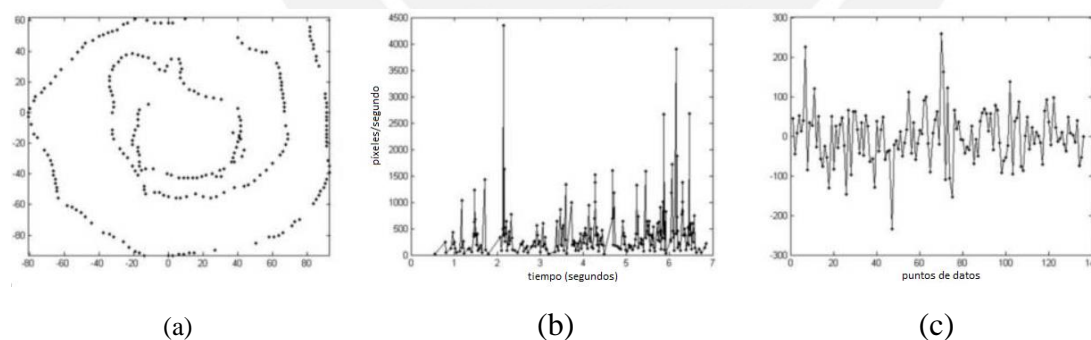


Figura 1.7: (a) Espiral clasificado como discinesia, (b) velocidad de dibujo y (c) coeficientes de ondas de alta frecuencia de la velocidad radial. Tomado de Memedi et al., 2015.

Por otro lado, los autores Giancardo et al. (2016) propusieron medir el golpeteo de dedos según el tiempo en que la persona pulsa o libera la tecla de una computadora mediante un software para convertir esta información al índice motor neuroWERTY. Este índice fue usado con la finalidad de diferenciar pacientes que padecen la EP de controles sanos, a partir de la regresión de conjuntos basado en *SVM*.

Además, los autores Williams et al. (2020b) reportaron que el programa DeepLabCut de seguimiento de video fue capaz de determinar las coordenadas de los pixeles donde se ubicaron el dedo índice y el pulgar sin la necesidad de usar marcadores. Estas coordenadas fueron utilizadas para calcular la distancia, la cual fue normalizada a 1 según la distancia máxima entre ambos dedos. La velocidad se encontró con la tasa media de cambio entre las distancias, y la frecuencia con la Transformada de Fourier. Por último, el cambio de amplitud se halló separando la señal de golpeteo de dedos en ventanas de un segundo para calcular el coeficiente de variación de la diferencia media entre las amplitudes máximas y mínimas de cada ventana.

La razón por la que estas potenciales tecnologías aún no se usan en la práctica clínica es porque algunas de ellas no han sido validadas en una población grande de pacientes con la EP y controles sanos, por lo que se requieren más estudios para probar su fiabilidad y precisión. En otros casos, los sistemas propuestos pueden ser complicados de implementar y/o usar.

1.5 Objetivos de la investigación

1.5.1 Objetivo General

Evaluar dos algoritmos de procesamiento de imágenes, basados en flujo óptico y segmentación de imágenes, para cuantificar las pruebas de la escala MDS-UPDRS.

1.5.2 Objetivos específicos

- Diseñar un protocolo de adquisición de videos de los movimientos de golpeteo de dedos y movimiento con las manos.
- Adquirir la base de datos de personas sanas.
- Procesar los datos mediante algoritmos de procesamiento de imágenes.
- Analizar los datos mediante técnicas estadísticas y reportar los resultados.

CAPÍTULO 2

MARCO TEÓRICO

El presente capítulo describe la teoría de los métodos de procesamiento de imágenes para el análisis de frecuencia, reducción de la amplitud y cansancio a partir de los datos adquiridos por video de ambos movimientos: golpeteo de dedos y movimiento con las manos.

2.1 Método de procesamiento de imágenes

La presente sección describe la técnica de flujo óptico empleada en el procesamiento de videos.

2.1.2 Flujo óptico

El flujo óptico (FO) estima el cambio de brillo en las coordenadas (x,y) , que corresponden a la ubicación de un píxel, entre dos fotogramas (*frames*) consecutivos. Como resultado de esta estimación, se generan vectores de desplazamiento que muestran el movimiento de los píxeles entre fotogramas.

El algoritmo de flujo óptico se basa en dos supuestos:

- Los píxeles vecinos deben tener movimientos similares en la misma superficie.
- La intensidad de brillo de cada píxel debe permanecer constante entre dos fotogramas consecutivos.

Cuando estos supuestos no se cumplen, los vectores generados por flujo óptico tienden a ser menos confiables y no son capaces de modelar adecuadamente el movimiento.

La ecuación que representa el flujo óptico se expresa en la Ecuación 2.1.

$$I(x, y, t) = I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \quad (2.1)$$

Luego, se aplica la serie de Taylor para eliminar elementos comunes y se obtiene la Ecuación 2.2.

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (2.2)$$

Donde:

I_x = Derivada de la intensidad con respecto a x .

I_y = Derivada de la intensidad con respecto a y .

I_t = Derivada de la intensidad con respecto al tiempo.

u = Vector dx/dy con respecto al eje x .

v = Vector dx/dy con respecto al eje y .

Las variables que se desean estimar para determinar el movimiento en el tiempo son u y v ; sin embargo, la Ecuación 2.2 no se puede resolver directamente ya que presenta 2 variables para una sola ecuación. Con la finalidad de solucionar este problema, se usan los enfoques de flujo óptico clasificados como denso y disperso. El flujo óptico denso es capaz de procesar todos los píxeles de la imagen, dentro de este enfoque se encuentra el algoritmo de Gunner Farneback [FARNEBÄCK, 2002]. Por el contrario, el flujo óptico disperso puede procesar solo algunos píxeles de la imagen donde se encuentren las características más relevantes; este enfoque incluye los algoritmos de Lucas-Kanade [BRUCE, 1981], Horn-Schunck [HORN & SCHUNCK, 1981] y Buxton-Buxton [BUXTON & BUXTON, 1984].

Se realizaron diversos estudios comparativos de los algoritmos de FO; por ejemplo, Nemade & Gohokar (2019) compararon los parámetros de orientación y magnitud de los

vectores generados por los algoritmos de Farneback, Lucas-Kanade y Horn-Schunck para la detección de anomalías; los resultados obtenidos mostraron que Farneback fue más capaz y más rápido en el tiempo de ejecución en comparación con los otros algoritmos.

Por otro lado, Devi et al. (2013) determinaron el campo de vectores en un conjunto de imágenes y encontraron que el algoritmo de Lukas-Kanade es mejor en cuanto a la precisión y tiempo de ejecución en comparación con el algoritmo de Horn-Schunck. Además, De Boer & Kalksma (2015) generaron una base de datos con imágenes de superficies exteriores e interiores y encontraron que los algoritmos de Farneback y Lucas-Kanade fueron más rápidos en contraste con Block Matching, especialmente en imágenes de tamaños grandes.

La elección y uso de un algoritmo depende del tipo de aplicación; además, su precisión está sujeta a la naturaleza del diseño e implementación de cada uno. Sin embargo, a juzgar por los estudios reportados en la literatura sobre la comparación de los algoritmos de flujo óptico, se ha optado por usar el algoritmo de Farneback en el presente trabajo y estimar la frecuencia de movimientos repetitivos.

2.1.1.1 Algoritmo Gunner Farneback

La estimación del FO en cada punto de la imagen puede ser representado por la siguiente ecuación de expansión polinomial:

$$f(x) = x^T A + b^T x + c \quad (2.3)$$

Donde A es una matriz simétrica, b es un vector y c es un escalar. Con la finalidad de estimar el desplazamiento, se construye una nueva señal que se encuentra desplazada (Ecuación 2.4).

$$f_1 = f(x - d) = x^T A_1 x + b_1^T x + c_1 \quad (2.4)$$

Considerando el supuesto de constancia de intensidad luminosa e igualando los coeficientes de las Ecuaciones 2.3 y 2.4, se obtiene la expresión descrita en la Ecuación 2.5.

$$b_1 = b - 2A \quad (2.5)$$

A partir de la Ecuación 2.5, se obtiene la expresión para el desplazamiento dada por la Ecuación 2.6.

$$d = -0.5A^{-1}(b_1 - b) \quad (2.6)$$

Por último, se usan iteraciones sucesivas para una mejor estimación del vector desplazamiento.

2.2 Métodos estadísticos

2.2.1 Coeficiente de variación

El coeficiente de variación (CV) está definido por la división de la desviación típica entre el valor absoluto de la media de todo el conjunto de datos [HERNANDEZ, 2012]. La Ecuación 2.7 describe este parámetro.

$$CV = \frac{S'}{|\bar{x}|} \quad (2.7)$$

2.2.2 Coeficiente de correlación de Spearman

El coeficiente de correlación de Spearman es una medida no paramétrica que permite conocer el grado de asociación entre dos variables [MONDRAGON, 2014]. La Ecuación 2.8 describe este parámetro. Además, un valor de P estadísticamente significativo típicamente se define como $P < 0,05$ [GOWDA ET AL., 2019].

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (2.8)$$

Tabla 2.1

Grado de relación según coeficiente de correlación.

Rango	Relación
-0.91 a -1.00	Correlación negativa perfecta
-0.76 a -0.90	Correlación negativa muy fuerte
-0.51 a -0.75	Correlación negativa considerable
-0.11 a -0.50	Correlación negativa media
-0.01 a -0.10	Correlación negativa débil
0.00	No existe correlación
+0.01 a +0.10	Correlación positiva débil
+0.11 a +0.50	Correlación positiva media
+0.51 a +0.75	Correlación positiva considerable
+0.76 a +0.90	Correlación positiva muy fuerte
+0.91 a +1.00	Correlación positiva perfecta

Nota. Tomado de “Uso de la correlación de Spearman en un estudio de intervención en fisioterapia”, por Mondragon, 2014.

CAPÍTULO 3

METODOLOGÍA DE DISEÑO

En el presente capítulo se expone el protocolo que se siguió para la adquisición del movimiento de golpeteo de dedos y movimiento con las manos. Asimismo, se describen los algoritmos para el cálculo de los parámetros de bradicinesia.

3.1 Base de datos

La base de datos consistió en un total de 30 personas sanas mayores de 50 años (edad: 58.72 ± 7.44 años, género: 17 mujeres y 13 varones), de las cuales, se grabó 6 movimientos de la mano derecha (3 secuencias de golpeteo de dedos y 3 secuencias de movimiento con las manos), por lo que finalmente, se obtuvieron 180 videos. Sin embargo, algunos videos fueron excluidos; a continuación, se detalla el motivo de exclusión.

Tabla 3.1

Base de datos y selección de videos aptos para el procesamiento.

Videos adquiridos	180
Videos con el fondo incorrecto (Figura 3.1)	12
Videos con mala iluminación (Figura 3.2)	48
Videos aptos para analizar	120

Nota. Elaboración propia.

De este modo, la base de datos final consistió en un total de 20 personas (edad: 59.95 ± 8.31 años, género: 9 mujeres y 11 varones).

En la Figura 3.1 se observan fotogramas con el fondo incorrecto. El *set* de grabación en este ambiente fue configurado de acuerdo con el protocolo (se colocó una cartulina en el fondo ya que la pared era de color rojo); sin embargo, la cartulina era muy pequeña para entrar en el encuadre de grabación y cubrir el fondo.

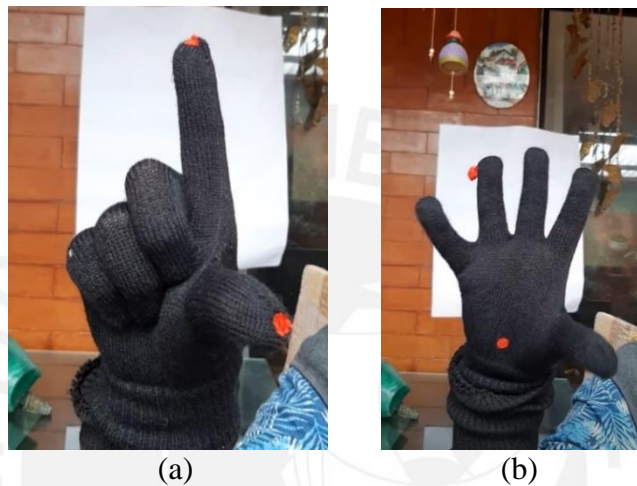


Figura 3.1: Fotogramas con fondo inapropiado: (a) golpeteo de dedos y (b) movimiento con las manos.

En la Figura 3.2 se observa que la iluminación del set de grabación no permitió obtener un contraste adecuado entre la mano de la persona y el fondo en ambos tipos de movimiento.

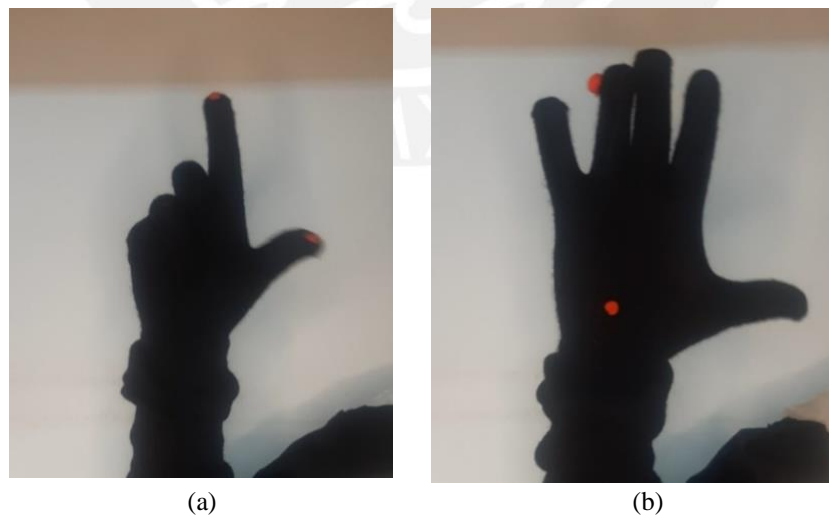


Figura 3.2: Fotogramas con iluminación inapropiada: (a) golpeteo de dedos y (b) movimiento con las manos.

3.2 Consentimiento informado

Los participantes firmaron el consentimiento informado para el análisis de los movimientos repetitivos: golpeteo de dedos y movimiento con las manos (Anexo A), el cual fue previamente aprobado por el Comité de Ética de la Pontificia Universidad Católica del Perú (Anexo C).

3.3 Protocolo de adquisición de videos



A continuación, se presentan los materiales y su disposición en el ambiente de grabación; asimismo, se presenta el proceso de ejecución de las pruebas y adquisición de videos.

3.3.1 Descripción y caracterización del ambiente

Se montó un *set* de grabación en el domicilio de cada participante con ayuda de un conjunto de materiales, los cuales son descritos en la Tabla 3.2.

Tabla 3.2

Materiales para la adquisición de videos.

Material	Descripción	Imagen referencial
Muebles	Una silla de cualquier material que se ajuste al tamaño de una mesa o tablero, sobre el cual se pueda apoyar el codo.	
Trípode montado con aro de luz y celular	Un celular modelo Samsung Galaxy A50 con una cámara de 25 MP de resolución y un trípode metálico que cuenta con un aro de luz RGB de 20 cm de diámetro, una potencia de 12 W y una temperatura de color entre 3000-6000 k.	

Soporte de codo	Una vara de madera de 30 cm y un soporte de codo con un ángulo regulable según la flexión del codo.	
Indumentaria	Dos guantes de lado derecho de color negro, los cuales tienen fijados marcadores rojos, se usó un guante diferente según la posición de los marcadores para cada movimiento: golpeteo de dedos (1) y movimiento con las manos (2). Además, se usó una manga de color negro para el antebrazo y brazo (3).	

Nota. Elaboración propia.

El acondicionamiento del ambiente se detalla a continuación:

En primer lugar, se colocó una silla al lado derecho de una mesa y se consideró que el fondo de los videos sea de color blanco para lograr un buen contraste al momento de identificar los marcadores rojos. En aquellos casos donde no se cumplía con este requisito, se pegó una cartulina blanca sobre la pared. Seguidamente, se colocó el trípode delante de la mesa; se midió una distancia de 30 cm desde la cámara del celular hasta la altura de la mesa (Figura 3.3). Luego, se usó la vara de madera para medir 30 cm desde el borde de la mesa; a esta distancia se posicionó el soporte de codo y los marcadores verdes, los cuales sirvieron de referentes para lograr la ubicación correcta del codo en todas las adquisiciones de video (Figura 3.4).

Finalmente, se midió una distancia de 30 cm desde el borde de la mesa, ubicación en la cual se colocó el trípode montado con el aro de luz y el celular; el *set* de grabación luce como en la Figura 3.5.



Figura 3.3: Medición de la mesa a la cámara del celular.

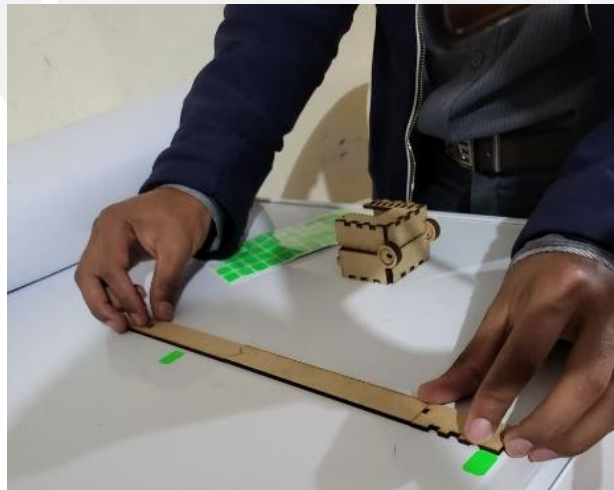


Figura 3.4: Marcadores sobre la mesa.



Figura 3.5: Imagen referencial del *set* de grabación.

3.3.2 Ejecución de las pruebas

El golpeteo de dedos se realizó según el ítem 3.4 de la MDS-UPDRS, la cual señala que el movimiento consiste en golpear el índice con el pulgar 10 veces tan rápido y amplio como sea posible. Por otro lado, el movimiento con las manos se realizó según el ítem 3.5 de la MDS-UPDRS, donde se señala que el movimiento consiste en abrir y cerrar la mano 10 veces tan rápido y completamente como le sea posible. Cada participante ejecutó 3 secuencias de golpeteo de dedos y 3 secuencias de movimiento con las manos.

Se aplicó dos estrategias en la adquisición de videos con la finalidad de conseguir una base de datos que permita abordar diversos casos en lo referente al comportamiento de la amplitud y la frecuencia de movimientos repetitivos.

a) Primera estrategia

A los primeros 7 voluntarios se les realizó preguntas simples durante la ejecución de las pruebas para evitar que se concentren solamente en el movimiento (Anexo D).

b) Segunda estrategia

A partir del voluntario #008, se solicitó a los participantes que disminuyan intencionalmente la amplitud de su movimiento a medida que avanzaban en el número de golpeteo de dedos o movimiento con las manos.

3.3.3 Adquisición de videos

La adquisición de videos estuvo a cargo de un evaluador y un asistente de investigación. El evaluador se encargó de brindar las indicaciones de la evaluación y supervisar que las pruebas se ejecuten de acuerdo con el protocolo; por su parte, el asistente de investigación estuvo a cargo de armar el *set* de grabación y realizar las pruebas de movimiento.

El proceso de adquisición de videos inició con la presentación del equipo encargado de adquirir los videos y la explicación del objetivo del estudio. Si el voluntario estaba de acuerdo en participar y comprendía los aspectos expuestos, debía firmar el consentimiento informado.

Posteriormente, se invitó al participante a sentarse en el *set* de grabación con postura erguida. La primera adquisición realizada fue el movimiento de golpeteo de dedos, en esta prueba se colocó el guante negro con marcadores rojos y la manga en la mano derecha del voluntario (Tabla 3.2).

Se posicionó el antebrazo del participante utilizando el soporte de codo y los marcadores previamente ubicados (Figura 3.6). En seguida, el investigador principal explicó la forma correcta de realizar el movimiento; luego, el participante ejecutó una prueba antes del inicio de la grabación y fue corregido en aquellos casos de ejecución incorrecta del movimiento. Una vez que el participante comprendió cómo ejecutar apropiadamente el movimiento, el auxiliar de investigación verificó que la mano esté dentro del encuadre de la cámara y dio la señal de inicio de la prueba al participante, a quién se le solicitó realizar tres secuencias del mismo movimiento.

En aquellos casos donde el investigador principal o el asistente de investigación notaron una incorrecta adquisición de la prueba (*e.g.* movimiento fuera del encuadre de grabación, movimiento realizado antes de la indicación de inicio, rostro detrás de la mano que realizaba

el movimiento y/o movimiento ejecutado incorrectamente), se solicitó amablemente al voluntario que realice una o dos secuencias adicionales del movimiento.

Concretada la grabación de las secuencias de golpeteo de dedos, se midió la distancia entre ambos marcadores cuando el participante tenía el dedo índice y pulgar totalmente abiertos (Figura 3.7).

A continuación, se solicitó al participante que se retire el guante de la prueba de golpeteo de dedos y se colocó el guante con marcadores correspondientes al movimiento con las manos (Tabla 3.2). En este caso, también se explicó al participante cómo ejecutar el movimiento, se grabó las tres secuencias de movimiento y se tomó en consideración los aspectos previamente expuestos sobre golpeteo de dedos.

Finalmente, el auxiliar de investigación midió el tamaño de la mano (Figura 3.8), estos valores fueron anotados en la ficha de recolección de datos (Anexo C). En esta ficha, también se llenaron los datos demográficos y clínicos de cada participante.



Figura 3.6: Fijación del antebrazo de un participante.



Figura 3.7: Medición de la distancia entre el índice y el pulgar.



Figura 3.8: Medición de la mano.

La posición de inicio para la prueba de golpeteo de dedos fue con el dedo índice y pulgar unidos (Figura 3.9); por el contrario, la posición de inicio para el movimiento con las manos fue el puño (Figura 3.10).

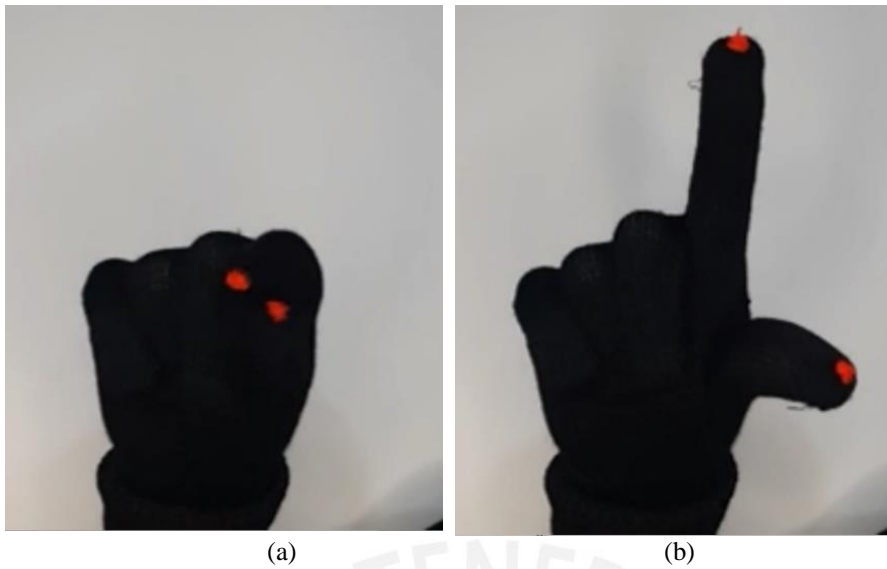


Figura 3.9: (a) Posición abierta y (b) cerrada en el golpeteo de dedos.

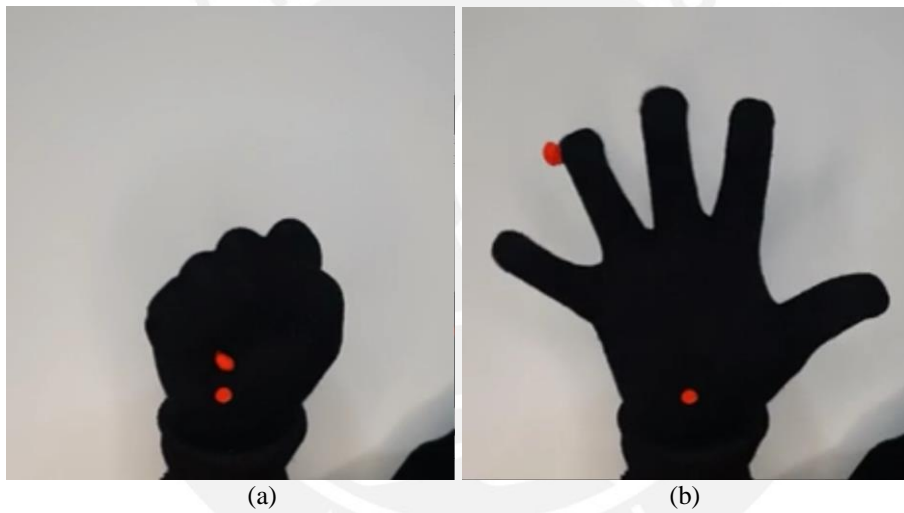


Figura 3.10: (a) Puño y (b) Mano abierta en el movimiento con las manos.

En la Figura 3.11, se presenta en síntesis el proceso de adquisición de videos para ambos movimientos: golpeteo de dedos y movimiento con las manos.

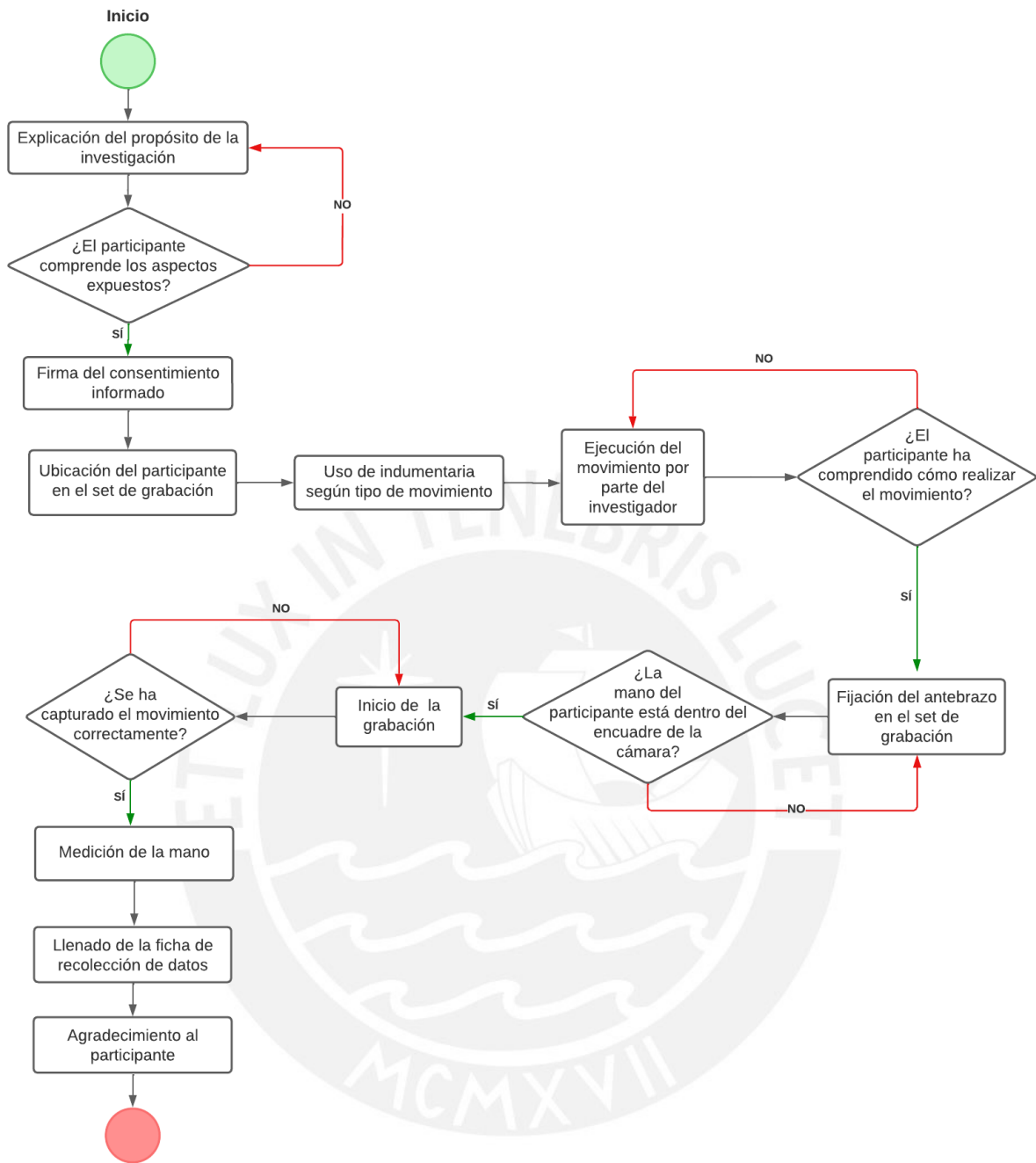


Figura 3.11: Flujo de procesos del protocolo para la adquisición de videos.

3.4 Preprocesamiento de la base de datos

Los videos fueron codificados y ordenados en un *álbum* diferenciado dentro de la galería del celular según cada paciente. Se etiquetó cada video de la siguiente manera: “#00X_IMDS-UPDRS_SZ”, donde X representa el orden del voluntario, IMDS-UPDRS representa el ítem correspondiente al movimiento según el protocolo MDS-UPDRS (3.4: golpeteo de dedos y 3.5: movimiento con las manos) y Z corresponde al número de secuencia del movimiento. Luego, se recortó cada video para segmentar únicamente el movimiento de golpeteo de dedos o

movimiento con las manos (Figura 3.12). Además, se convirtió la resolución de los videos al orden de las unidades de miles, los cuales originalmente estaban en el orden de las decenas de miles, con el propósito de reducir los requisitos de almacenamiento y tiempo de procesamiento.

Finalmente, se subieron los videos con su respectivo código a un servidor en la nube de almacenamiento de datos.

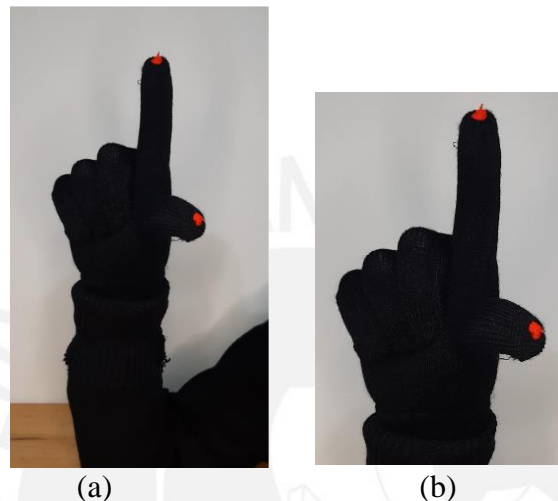


Figura 3.12: (a) Imagen sin recortar e (b) Imagen recortada.

3.5 Procesamiento de base de datos

A continuación, se detallan los algoritmos para la obtención de características relevantes de la bradicinesia como amplitud, cansancio y frecuencia del movimiento. El primer algoritmo está basado en segmentación de imágenes y el segundo en flujo óptico

3.5.1 Amplitud y cansancio en el movimiento

En el siguiente diagrama se presentan las etapas del algoritmo basado en segmentación de imágenes para el cálculo de la amplitud.

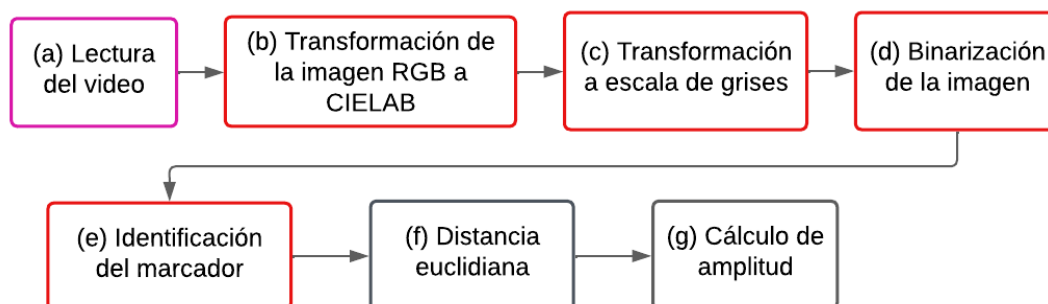


Figura 3.13: Algoritmo para calcular la amplitud del movimiento.

(a) Lectura del video

Se leyó una carpeta en el software de MATLAB R2022a correspondiente a cada paciente de acuerdo con el código asignado. En esta carpeta, estaban seis videos (tres de golpeteo de dedos y tres de movimiento con las manos), los cuales fueron previamente preprocesados (Sección 3.4).

(b) Transformación de la imagen RGB a CIELAB

Los fotogramas del video fueron leídos en formato RGB (*red, green, blue*) y almacenados en MATLAB R2022a como una matriz de datos de **alto x ancho x 3**, el número 3 simboliza cada canal de color. Estos fotogramas (RGB) fueron transformados a un espacio de color definido por la Comisión Internacional de Iluminación (CIE) en 1976 usando la función “*rgb2lab*” de MATLAB, la cual permitió crear una matriz de datos de $L \times a \times b$, donde “*L*” representa luminosidad que va de negro a blanco, “*a*” va de rojo a verde (un mayor valor de “*a*” indica rojo y un menor valor indica verde) y “*b*” va de amarillo a azul (un mayor valor de “*b*” indica azul y un menor valor indica amarillo). Esta transformación generó una percepción diferente de color en el fotograma.

En la Figura 3.14, se aprecia como luce un fotograma en el video de golpeteo de dedos en RGB y en CIELAB.

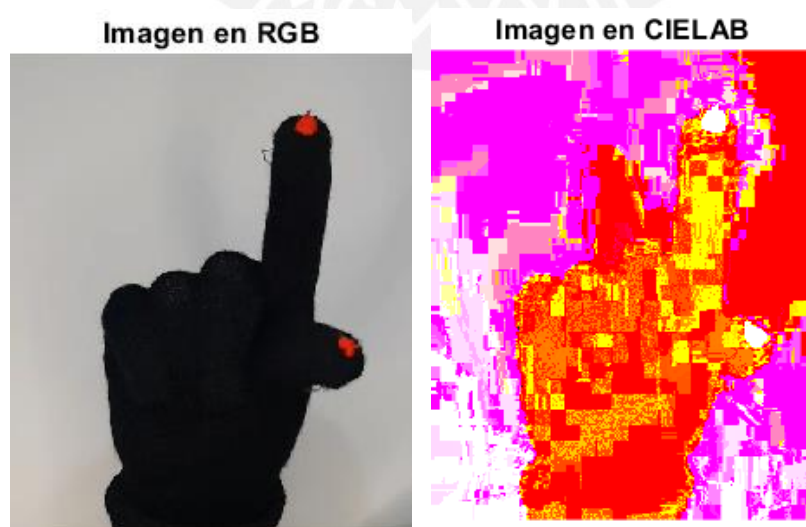


Figura 3.14: Transformación de RGB a CIELAB.

(c) Transformación a escala de grises

Se seleccionó el canal 2 del fotograma en CIELAB correspondiente al canal “a”, debido a que en este canal predominaba el color rojo, lo que favorece a tener un mejor contraste entre los marcadores y el fondo. Seguidamente, se realizó la conversión a escala de grises utilizando la función “*mat2gray*” de MATLAB.

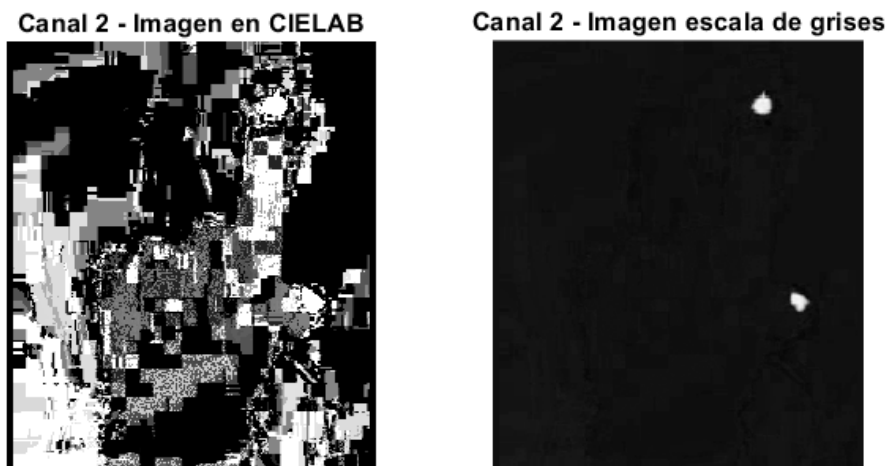


Figura 3.15: Transformación de imagen CIELAB a escala de grises.

(d) Binarización de la imagen

Se transformó los valores a una escala de grises (valores de unos y ceros) con la función “*imbinarize()*”. El resultado se muestra en la Figura 3.16.



Figura 3.16: Imagen binarizada

(e) Identificación del marcador

Se atribuyó un elemento estructurante en forma de disco para aislar la región que correspondía a los marcadores usando la función *imclose()* de MATLAB. Seguidamente, se calcularon las coordenadas del centroide en las regiones identificadas. Todas las variables fueron almacenadas en formato “.mat”.

(f) Distancia euclidiana

Se calculó la distancia euclidiana entre los dos marcadores con la Ecuación 3.1 usando las coordenadas identificadas.

$$D_E(C1, C2) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (3.1)$$

Donde x y y representan las coordenadas de los puntos.

(g) Cálculo de amplitud

Se convirtió la unidad de píxeles a centímetros, según los valores correspondientes a la medida de la mano del paciente, a través de la Ecuación 3.2. Seguidamente, se generó la señal de amplitud y se encontraron los valores de cada pico en la señal con la función *findpeaks()* de MATLAB. Finalmente, se generó la señal de golpeteo de dedos con los picos detectados en formato “.png”.

$$D_{E_cm} = (D_{E_px} * M) \div D_{m_px} \quad (3.2)$$

Donde D_{E_px} es la distancia euclidiana en píxeles, D_{E_cm} es la distancia euclidiana en centímetros, M es la medida de la mano en centímetros y D_{m_px} es la distancia entre los marcadores en píxeles.

Los valores relevantes encontrados a partir de la señal de amplitud son descritos en la Tabla 3.3. Cabe señalar que se establecieron las medidas en base a dos periodos de tiempo, esto considerando las pautas de medición establecidos en la guía para la evaluación de la bradicinesia según la MDS-UPDRS y la opinión de los médicos neurólogos, quienes dividen mentalmente el periodo de evaluación en dos momentos para facilitar la puntuación de los síntomas.

Tabla 3.3

Fórmulas aplicadas según los valores de la señal de amplitud.

Medida	Fórmula
Cansancio (C)	<p>Se define el cansancio como el agotamiento generado por movimientos repetitivos durante un periodo de tiempo (T1 + T2). Se considera que hay cierto grado de agotamiento si T1 > T2, ya que no se mantiene el ritmo del movimiento.</p> $C = T1 - T2$ <p>Donde:</p> <ul style="list-style-type: none"> • T1 (s): Intervalo de tiempo desde el inicio de la tarea asignada hasta el momento en el que se cumple la mitad de la secuencia del movimiento. • T2 (s): Intervalo de tiempo desde la mitad de la secuencia del movimiento hasta el final de la tarea asignada.
Reducción de amplitud (ΔA)	<p>Se define la reducción de la amplitud como la diferencia de la media de los valores de la amplitud del movimiento presentes en T1 con la media de los valores presentes en T2.</p> $\Delta A = M1 - M2$ <p>Donde:</p> <ul style="list-style-type: none"> • M1: Media de los valores presentes en T1. • M2: Media de los valores presentes en T2.

Nota. Elaboración propia.

3.5.2 Frecuencia del movimiento

Se usaron dos enfoques para calcular la frecuencia del movimiento. El primer enfoque se basó en calcular FO en toda la región de la mano y se aplicó al análisis del movimiento con las manos y el golpeteo de dedos; por el contrario; el segundo enfoque consistió en el cálculo de FO únicamente en la región correspondiente a los marcadores y se aplicó al análisis del golpeteo de dedos. A continuación, se explica cada enfoque:

3.5.2.1 Primer enfoque

En el siguiente diagrama se muestran las etapas del algoritmo basado en FO para el cálculo de la frecuencia de movimiento.

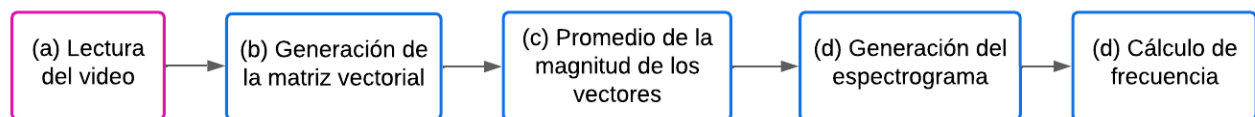


Figura 3.17: Algoritmo para calcular la frecuencia del movimiento según el primer enfoque.

(a) Lectura del video

Se leyó una carpeta en el software de MATLAB R2022a correspondiente a cada paciente de acuerdo con el código asignado. En esta carpeta se encontraban seis videos (tres de golpeteo de dedos y tres de movimiento con las manos), los cuales fueron previamente preprocesados (Sección 3.4).

(b) Generación de la matriz vectorial

Cada video fue procesado utilizando la técnica de flujo óptico, cuya ecuación fue resuelta mediante el algoritmo de Farneback (sección 2.1.1), el cual fue implementado en MATLAB R2022a. El procesamiento generó matrices del tamaño de un fotograma del video (*alto x ancho*), estas matrices contenían los valores de magnitudes correspondientes a los componentes verticales y horizontales de cada vector de desplazamiento. El número de matrices fue definido según el número de fotogramas ($num_{frames} - 1$) del video. Por último, se guardó un archivo “. mat” de tamaño (*alto x ancho x (num_{frames} - 1)*).

(c) Promedio de la magnitud de los vectores

Se calculó el promedio de valores de cada matriz, lo que dio como resultado un vector ($1 \times num_{frames}$). Se guardó el vector de valores, correspondiente a la señal de movimiento, como archivo “. mat”; del mismo modo, se generó un gráfico de la señal en formato “.png”.

(d) Generación de espectrograma

Se calculó la *Short Time Fourier Transform* del vector generado y se graficó el espectrograma que muestra las frecuencias del movimiento en segmentos de tiempo. Asimismo, se generó la imagen del espectrograma en formato “.png”. Todo el procesamiento se realizó en MATLAB R2022a.

(e) Cálculo de frecuencia

La frecuencia del movimiento se calculó con la media de las frecuencias máximas en cada segmento de tiempo del espectrograma. Finalmente, se generó un archivo en formato excel (.xlsx).

3.5.2.2 Segundo enfoque

Este enfoque consistió en calcular la frecuencia del movimiento identificando solo la región de los marcadores, por consiguiente, se segmentó la región de los marcadores repitiendo los pasos (b) y (c) descritos en la Sección 3.5.1. Luego, se utilizó el método de FO siguiendo el procedimiento especificado en la Sección 3.5.2 desde la generación de la matriz vectorial (d-g). El siguiente diagrama ilustra los pasos seguidos para calcular la frecuencia del movimiento:

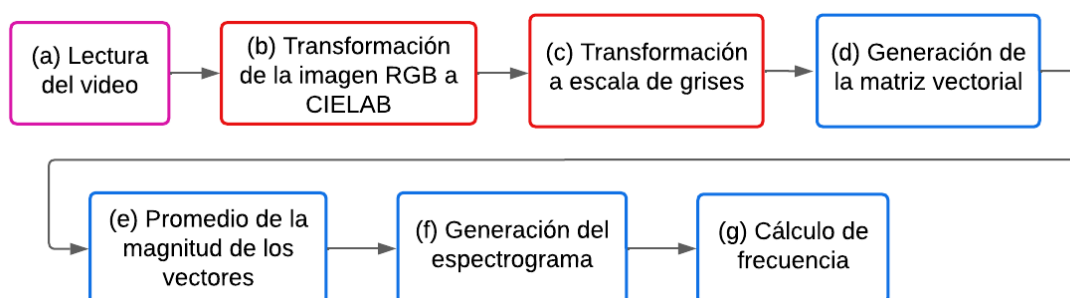


Figura 3.18: Algoritmo para calcular la frecuencia del movimiento basada en la identificación de marcadores.

3.6 Procedimiento estadístico

Se encontró la media de los datos de amplitud, frecuencia y cansancio en los movimientos repetitivos de golpeteo de dedos y movimiento con las manos. Además, se calculó el coeficiente de correlación de Spearman y el coeficiente de variación entre las frecuencias resultantes del golpeteo de dedos según el primer y segundo enfoque. Estas medidas fueron estimadas en el software de MATLAB R2022a.

Finalmente, se realizaron gráficos de dispersión de los valores individuales y promedios de amplitud, frecuencia y cansancio; además del coeficiente de variación según cada caso: golpeteo de dedos y movimiento con las manos.



CAPÍTULO 4

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En el presente capítulo se reportan los resultados del procesamiento con el algoritmo basados en segmentación de imágenes y el algoritmo basado en flujo óptico. Cabe señalar que los siete primeros voluntarios corresponden a la primera estrategia de adquisición de videos y los restantes a la segunda estrategia. De este modo, las gráficas de dispersión de datos presentan una línea punteada de color rojo que separa ambos conjuntos de voluntarios. Además, se realiza el análisis a partir de los resultados reportados.

4.1 Amplitud y cansancio en el movimiento

A continuación, se presentan los valores de amplitud y cansancio obtenidos a partir del análisis de golpeteo de dedos y movimiento con las manos.

4.1.1 Golpeteo de dedos

En la Figura 4.1 se presentan los valores de reducción de amplitud según cada secuencia del movimiento ejecutada por voluntario.

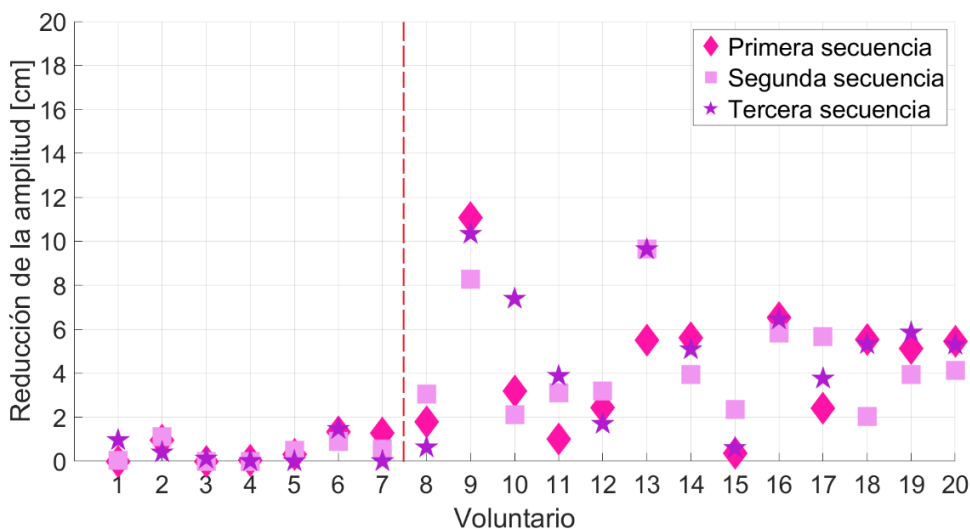


Figura 4.1: Reducción de la amplitud en el golpeteo de dedos.

A continuación, se presentan los valores de la reducción de amplitud promedio de las tres secuencias de movimiento según cada voluntario (Figura 4.2).

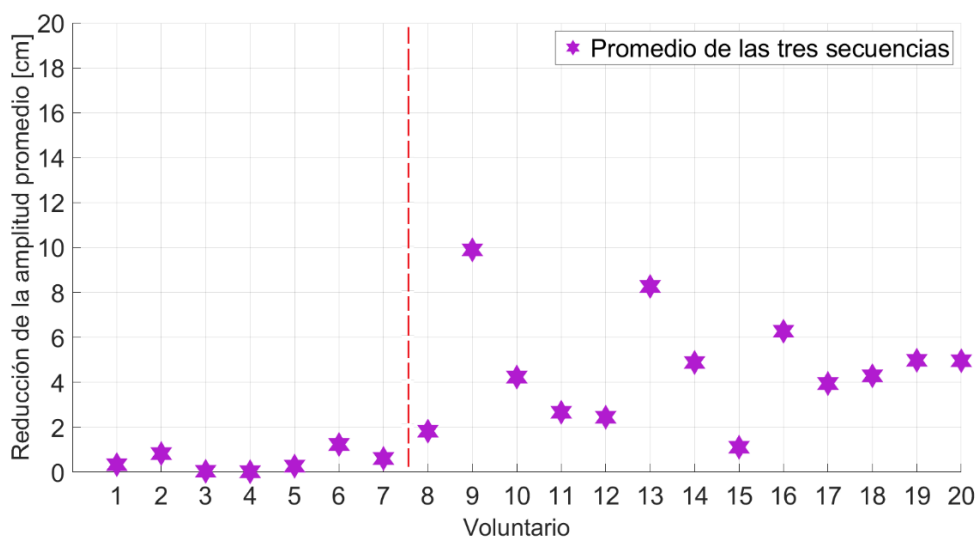


Figura 4.2: Reducción de la amplitud promedio en el golpeteo de dedos.

Se evidencia que los primeros siete voluntarios presentaron un decremento de amplitud promedio menor a 1,3 cm. Al analizar los videos adquiridos y los resultados de la señal de golpeteo de dedos, se notó que estos voluntarios conservaron la amplitud de su movimiento en el tiempo.

En la Figura 4.3 se presenta un ejemplo representativo de los picos detectados en la señal de golpeteo de dedos del voluntario #003, los que corresponden a la amplitud del movimiento según cada golpeteo. En este caso, el decremento de la amplitud es mínimo (0,05 cm).

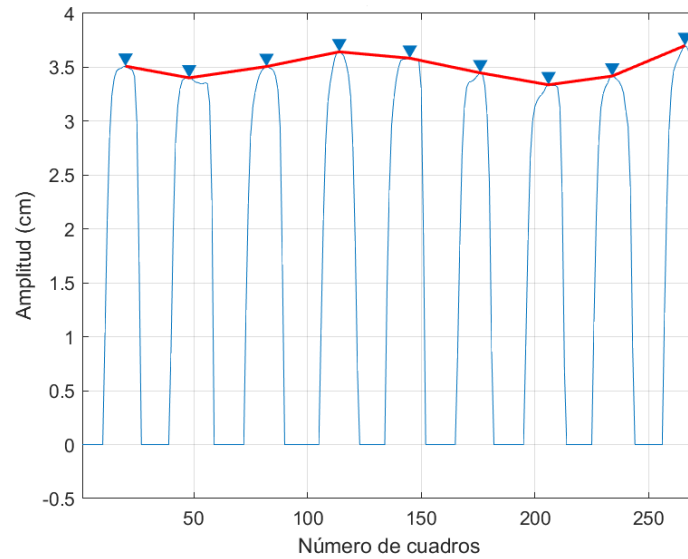


Figura 4.3: Picos de la señal de golpeteo de dedos en la secuencia 1 - voluntario #003.

En contraste, a partir del voluntario #008, en donde se aplicó la segunda estrategia de adquisición de datos, se notó un decremento de amplitud mayor ($1,8 < \text{amplitud promedio} < 10 \text{ cm}$) a excepción del voluntario #015 ($1,11 \text{ cm}$). Posiblemente, este valor se deba a que el voluntario era de edad avanzada (73 años) y padecía de artritis, factores que influyen en el control del movimiento voluntario. En la Figura 4.4 se muestra un ejemplo ilustrativo de la señal de golpeteo de dedos correspondiente al voluntario #029, en donde la amplitud del movimiento decrece a medida que incrementa el número de golpeteo de dedos.

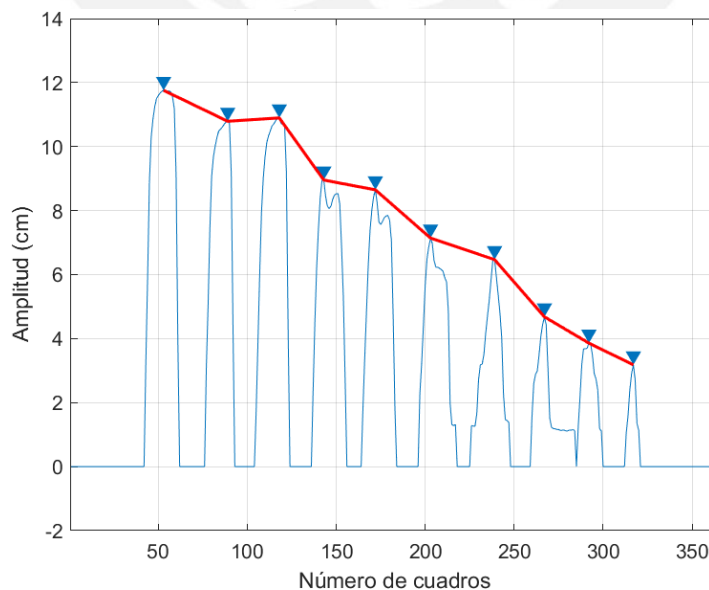


Figura 4.4: Picos detectados en la señal de golpeteo de dedos de la secuencia 1 - voluntario #029.

Por otro lado, la Figura 4.5 muestra los valores individuales de cansancio en cada secuencia y la Figura 4.6 presenta el cansancio promedio de las tres secuencias de golpeteo de dedos por cada voluntario.

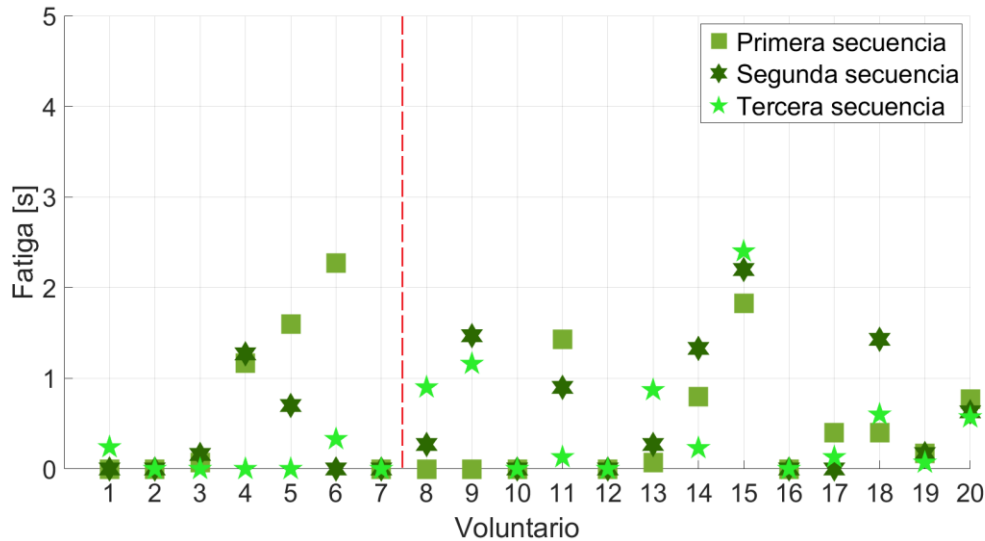


Figura 4.5: Cansancio en las secuencias de golpeteo de dedos según cada voluntario.

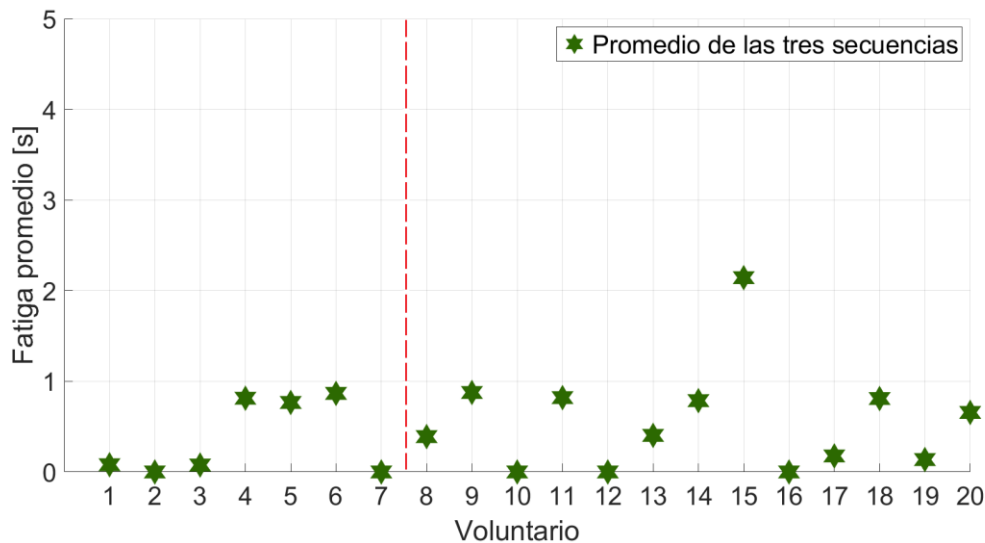


Figura 4.6: Cansancio promedio en el golpeteo de dedos según cada voluntario.

Diecinueve voluntarios alcanzaron un cansancio promedio menor a 1 s (Figura 4.6), lo que significa que el agotamiento de estos voluntarios fue mínimo o nulo mientras realizaban el movimiento. Con la finalidad de ilustrar lo expuesto, se presenta la Figura 4.7 en la cual se aprecia la señal de los picos detectados en el movimiento de golpeteo de dedos y su división en dos intervalos de tiempo. En este caso, el voluntario #010, en su segunda secuencia, realizó

10 golpeteos en 5,5 s; el tiempo en el que hizo los primeros 5 golpeteos es menor al tiempo en el que hizo los siguientes 5 golpeteos, por lo que el valor de cansancio es negativo.

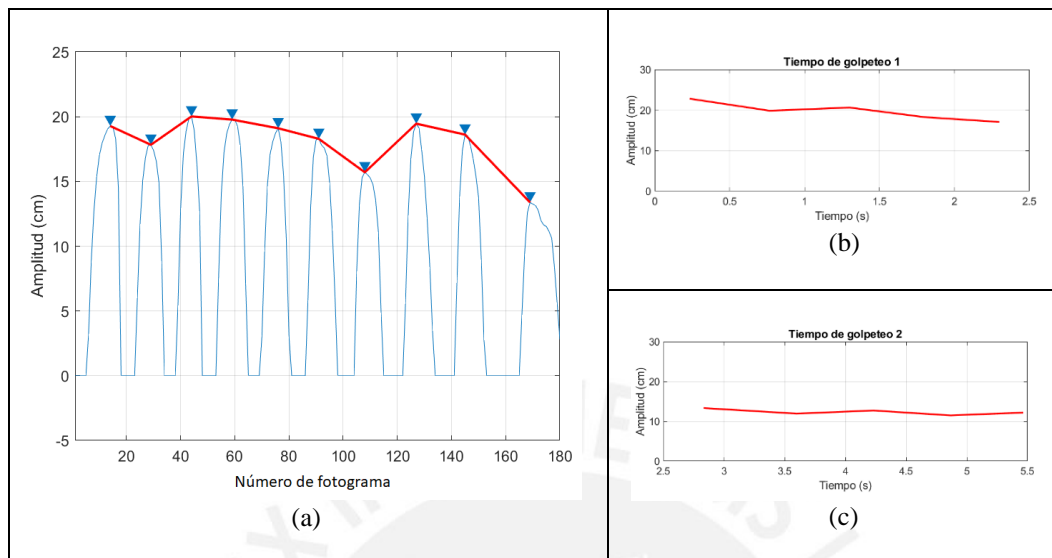


Figura 4.7: (a) Señal de golpeteo de dedos en la secuencia 2 - voluntario #010, (b) primer intervalo y (c) segundo intervalo de tiempo del movimiento.

En contraste, el voluntario #015 fue el que presentó un cansancio promedio mayor ($Fatiga = 2,4 s$); por lo que se considera que este voluntario se cansó realizando el movimiento, en comparación con los demás.

A continuación, se presenta una imagen representativa de la tercera secuencia ejecutada por el voluntario #015 (Figura 4.8), donde se observa los picos detectados en la señal de golpeteo de dedos y su división en dos intervalos de tiempo. En esta ocasión, el tiempo de ejecución de los golpeteos en el primer intervalo de tiempo es mayor que en el segundo. Como se mencionó previamente, este voluntario padecía de artritis, por lo que es posible asociar esta enfermedad con un mayor cansancio en la ejecución del movimiento.

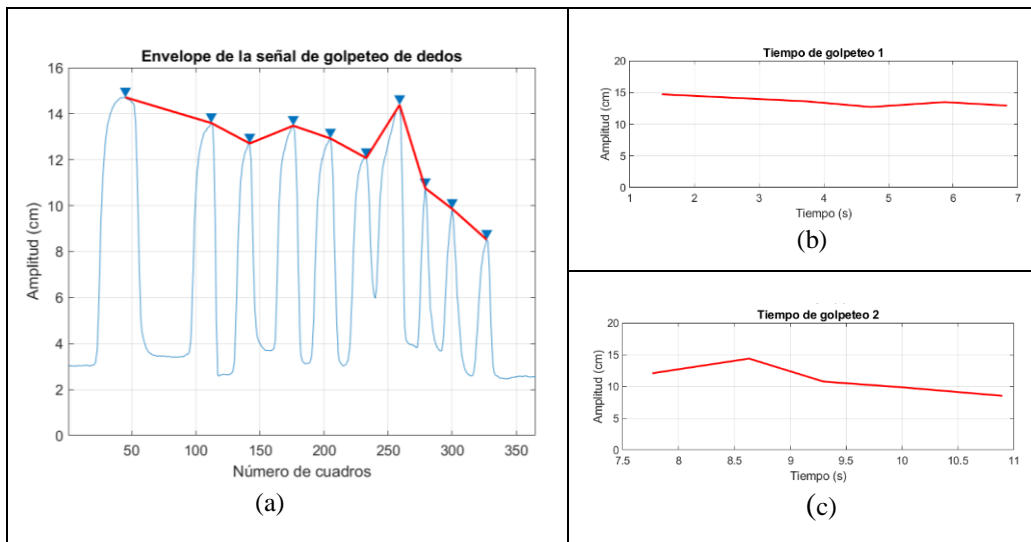


Figura 4.8: (a) Señal de golpeteo de dedos - voluntario #015, (b) primer intervalo de tiempo y (c) segundo intervalo de tiempo del movimiento.

Finalmente, el algoritmo basado en segmentación de imágenes posibilita apreciar la cantidad de titubeos según cada golpeteo (ovalo rojo, Figura 4.9). En este caso en particular, los titubeos en cada golpeteo son muy perceptibles ya que el voluntario #011 padecía de temblor esencial.

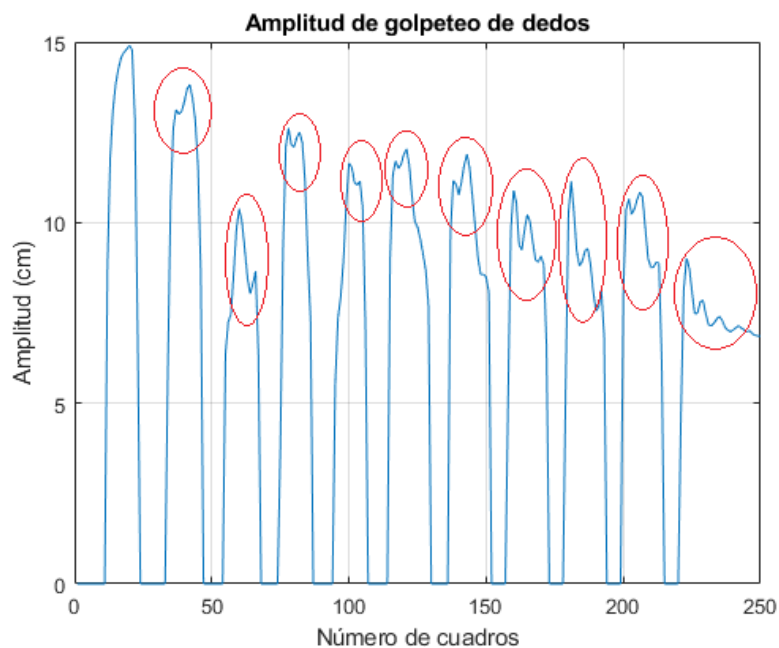


Figura 4.9: Titubeos en la señal de golpeteo de dedos en la secuencia 1 del voluntario #011 (ovalo rojo).

4.1.2 Movimiento con las manos

La Figura 4.10 presenta la reducción de amplitud por voluntario según cada secuencia de movimiento con las manos.

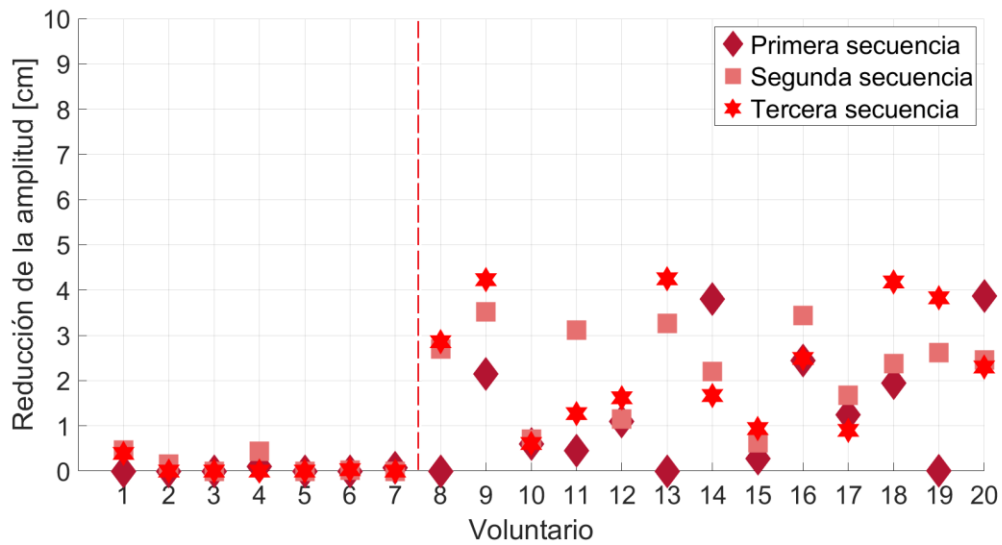


Figura 4.10: Reducción de la amplitud en el movimiento con las manos.

En la Figura 4.11 se observan los valores promedio de la reducción de amplitud del movimiento con las manos según cada voluntario.

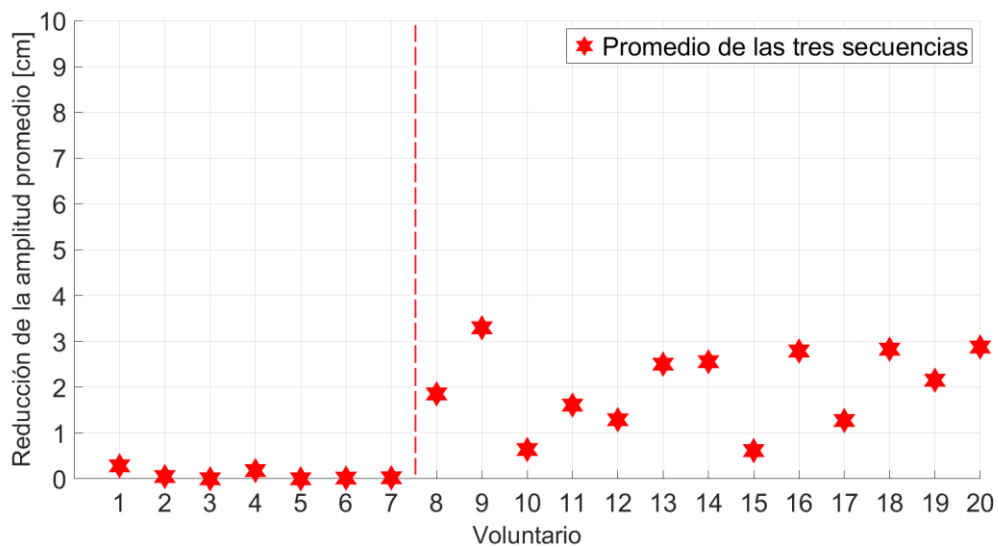


Figura 4.11: Reducción de la amplitud promedio del movimiento con las manos.

Los voluntarios del primer bloque ([#001 – #007]) no mostraron una reducción de la amplitud. A continuación, se presenta un ejemplo de la señal de movimiento con las manos del voluntario #006.

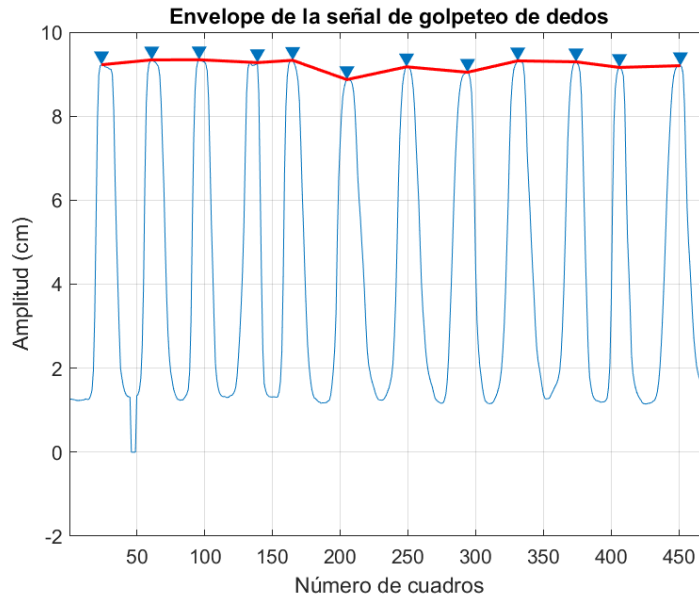


Figura 4.12: Señal de movimiento con las manos y detección de picos en la secuencia 3 - voluntario #006.

Por otra parte, los voluntarios del segundo bloque ([#008 – #020]) presentaron una disminución en la amplitud del movimiento, como se anticipó, ya que en la segunda estrategia los voluntarios disminuyeron la amplitud de su movimiento intencionalmente. En la Figura 4.13 se presenta un ejemplo representativo de la señal de movimiento con las manos de la segunda secuencia del voluntario #009 que permite apreciar este decremento en la amplitud (*decremento = 8,28 cm*).

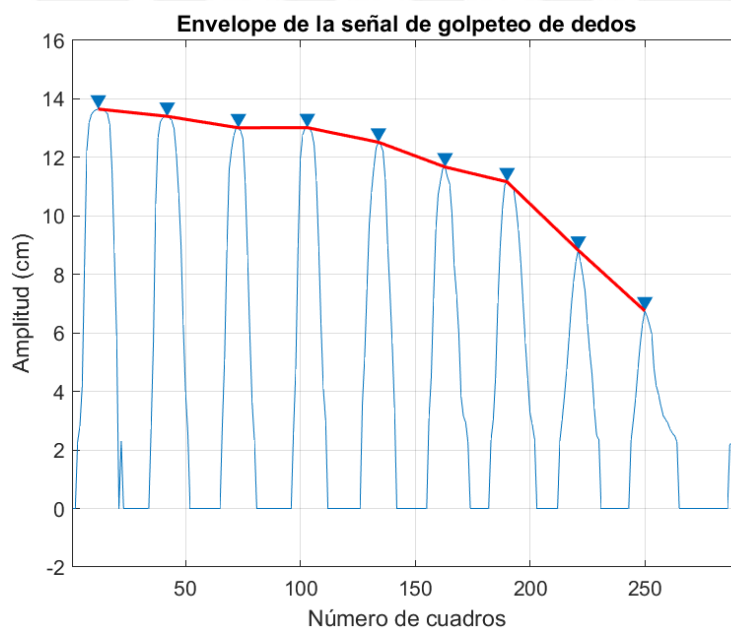


Figura 4.13: Señal de movimiento con las manos y detección de los picos en la secuencia 2 - voluntario #009

La Figura 4.14 muestra los valores de cansancio de las secuencias del movimiento con las manos según cada voluntario. Además, en la Figura 4.15 se indican los valores promedio de cansancio de acuerdo con las tres secuencias de movimiento con las manos por voluntario.

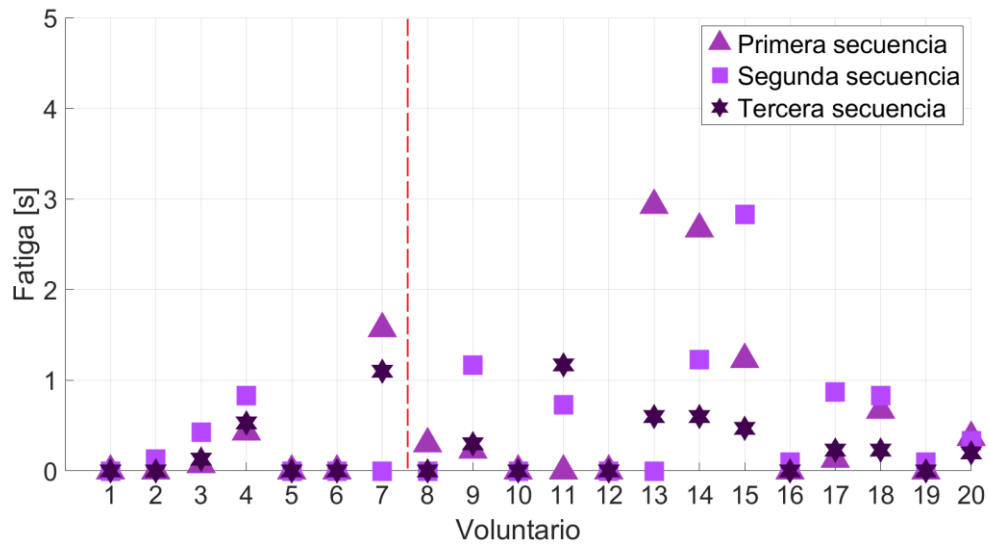


Figura 4.14: Cansancio promedio del movimiento con las manos.

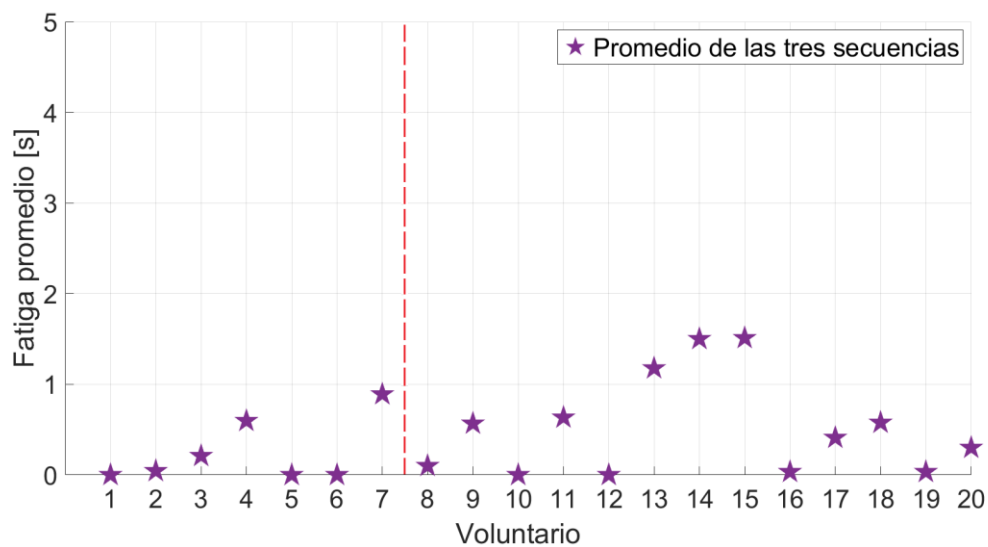


Figura 4.15: Cansancio promedio del movimiento con las manos.

En este caso, 17 de los voluntarios obtuvieron un valor menor a 1 s, por lo que su cansancio fue mínimo o nulo. Con el fin de ilustrar este caso, la Figura 4.16, se muestra la señal de movimiento con las manos de la segunda secuencia ejecutada por el voluntario #010.

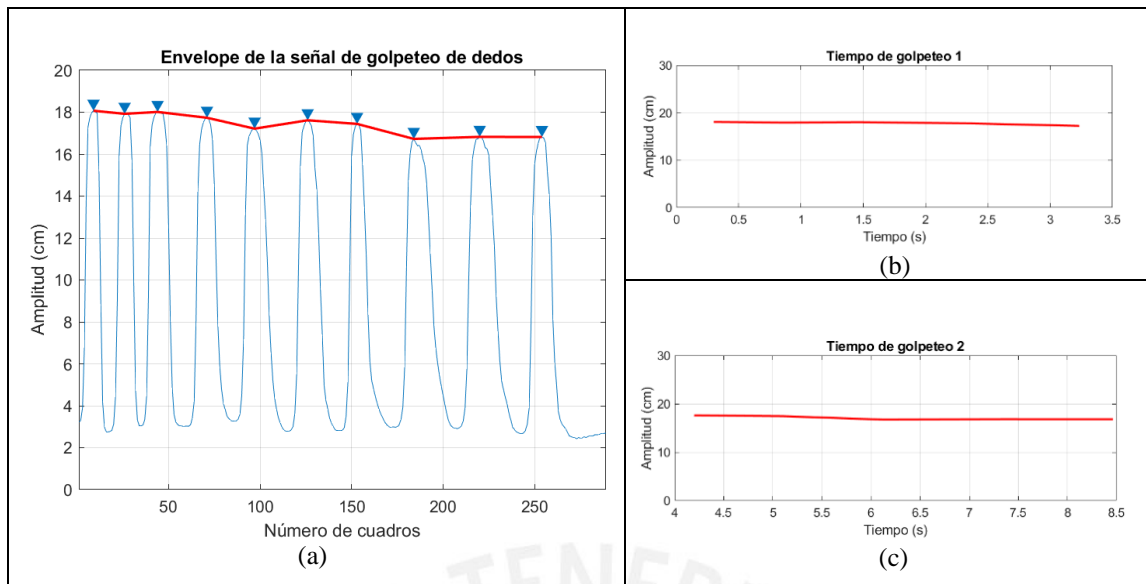


Figura 4.16: (a) Señal de movimiento con las manos - voluntario #010, (b) primer intervalo de tiempo y (c) segundo intervalo de tiempo del movimiento.

Por el contrario, el voluntario #015, al igual que en la prueba de golpeteo de dedos, fue el que obtuvo un cansancio promedio mayor en el movimiento con las manos ($Fatiga = 2,71$). Se atribuye este resultado a los motivos previamente explicados.

En algunos casos, se generó ruido en las señales de movimiento, esto se presentó con mayor frecuencia en el movimiento con las manos (Figura 4.17) y se debe principalmente a la no uniformidad de la iluminación de los videos y a la inestabilidad del marcador durante las pruebas. Estos factores ocasionaron el aislamiento de regiones en la imagen que no corresponden a los marcadores; en consecuencia, con el fin de lograr solo el reconocimiento de los marcadores y disminuir el ruido, se tuvo que variar el tamaño del radio para el elemento estructurante (disco) según cada caso.

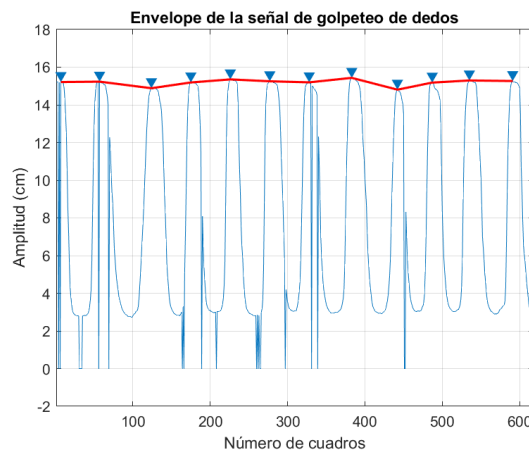


Figura 4.17. Señal de movimiento con las manos – tercera secuencia del voluntario #008

4.2 Frecuencia del movimiento

En la siguiente sección se presentan los resultados de golpeteo de dedos y movimiento con las manos según cada enfoque.

4.2.1 Primer enfoque

4.2.1.1 Golpeteo de dedos

En la Figura 4.18 se observan dos fotogramas representativos de un voluntario realizando el golpeteo de dedos, los cuales permiten apreciar un conjunto de vectores en dirección horizontal y vertical generados por el algoritmo de Farneback; la magnitud de estos vectores incrementa a medida que el desplazamiento de los dedos es mayor.

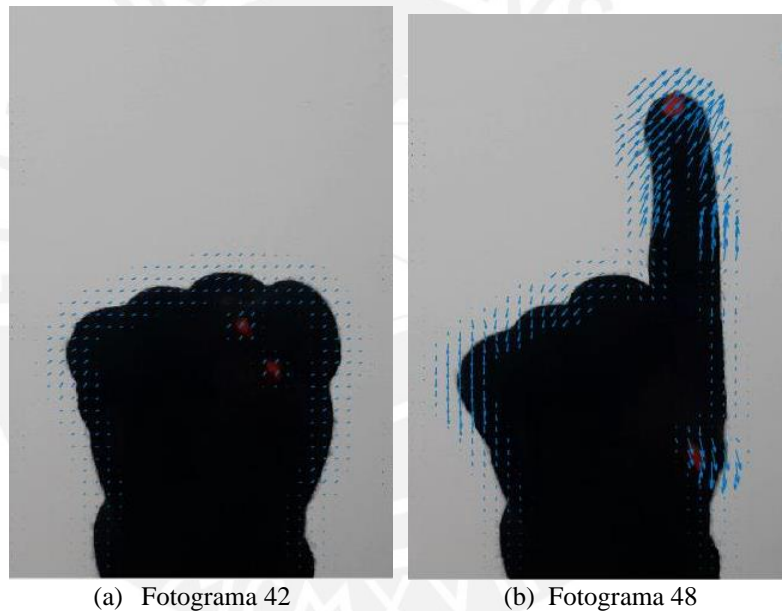


Figura 4.18: Vectores de movimiento en el golpeteo de dedos.

A continuación, se presentan las señales generadas con FO de las secuencias de golpeteo de dedos ejecutadas por el voluntario #003. En este caso, se observa que el número de golpeteos (marcador diamante rojo) es distinto en cada una de las secuencias, esta diferencia también se presentó en otros voluntarios. Aunque según el protocolo la cantidad indicada para la prueba son diez golpeteos, algunos de los voluntarios no llevaron una cuenta exacta del número de golpeteos. Esto se atribuye a la distracción del participante durante la prueba.

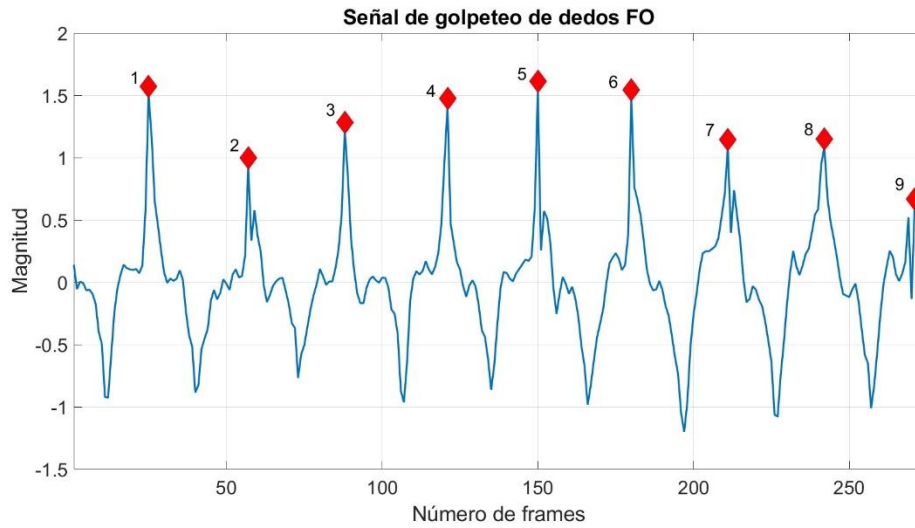


Figura 4.19: Señal de golpeteo de dedos de la primera secuencia del voluntario #003.

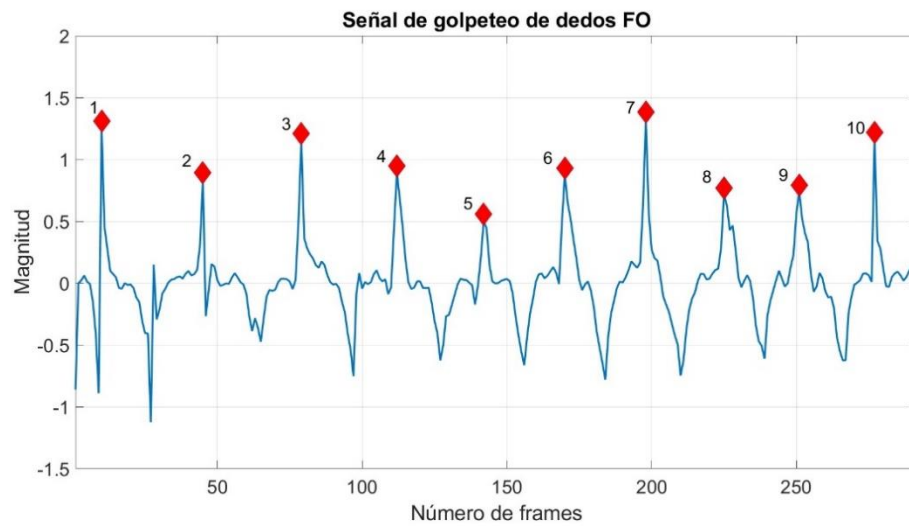


Figura 4.20: Señal de golpeteo de dedos de la segunda secuencia - voluntario #003.

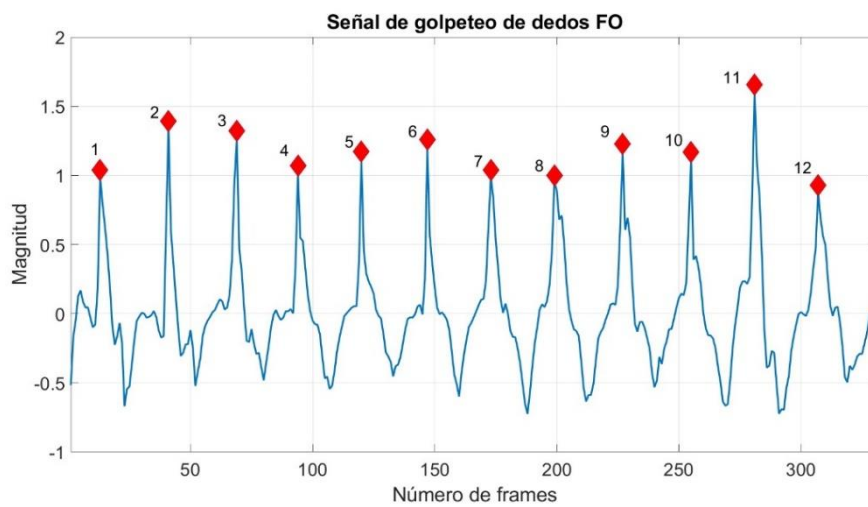


Figura 4.21: Señal de golpeteo de dedos de la tercera secuencia - voluntario #003.

Además, la Figura 4.22 muestra los valores de frecuencia obtenido en cada secuencia de golpeteo de dedos por voluntario.

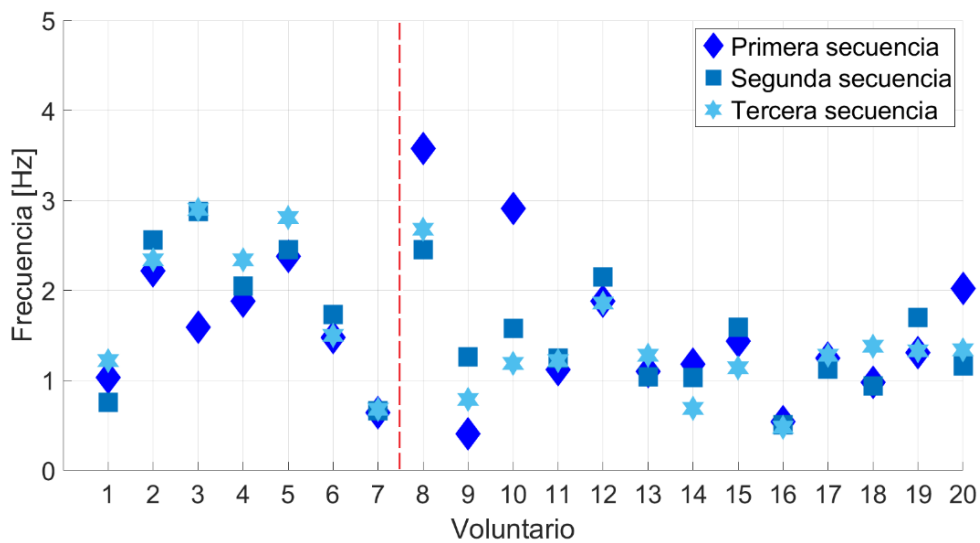


Figura 4.22: Frecuencias de las tres secuencias de golpeteo de dedos.

La Figura 4.23 muestran los valores promedio obtenidos en las tres secuencias de golpeteo de dedos por voluntario.

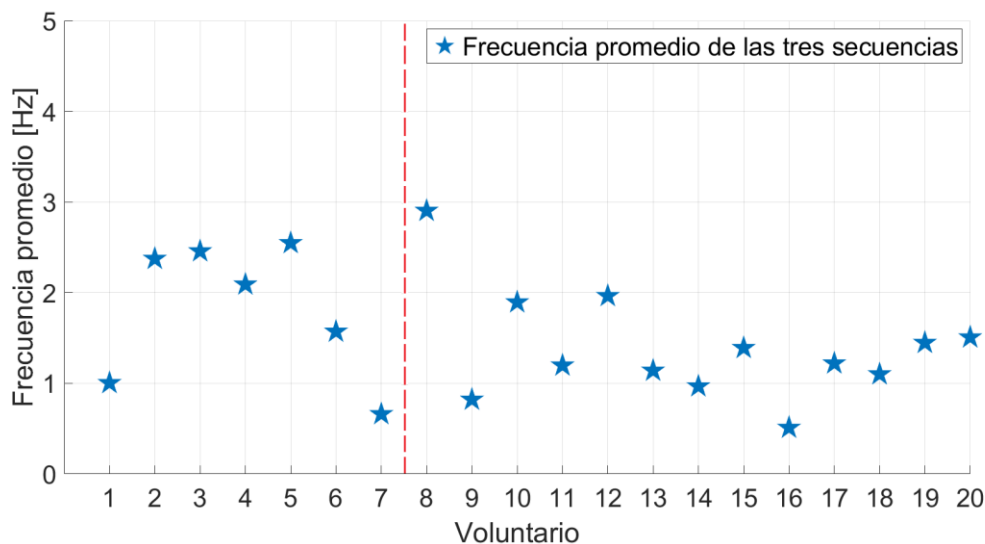


Figura 4.23: Frecuencias promedio de las secuencias de golpeteo de dedos.

Cuatro voluntarios obtuvieron una frecuencia promedio mayor a 2 Hz (voluntarios #002, #003, #004, #005 y #008). Al analizar sus videos, se observó que su movimiento es brusco y se mantiene casi uniforme en el tiempo. Este comportamiento también se ve reflejado en el espectrograma de la señal de magnitud generada por el algoritmo de Farneback; por ejemplo,

la Figura 4.24 muestra el espectrograma obtenido en cada una de las secuencias de movimiento realizadas por el voluntario #003, donde se nota que los valores de frecuencia se mantienen durante el tiempo de ejecución del movimiento en el rango de 1.5 a 5 Hz, con una energía predominante entre -10 y $-5 \frac{dB}{Hz}$.

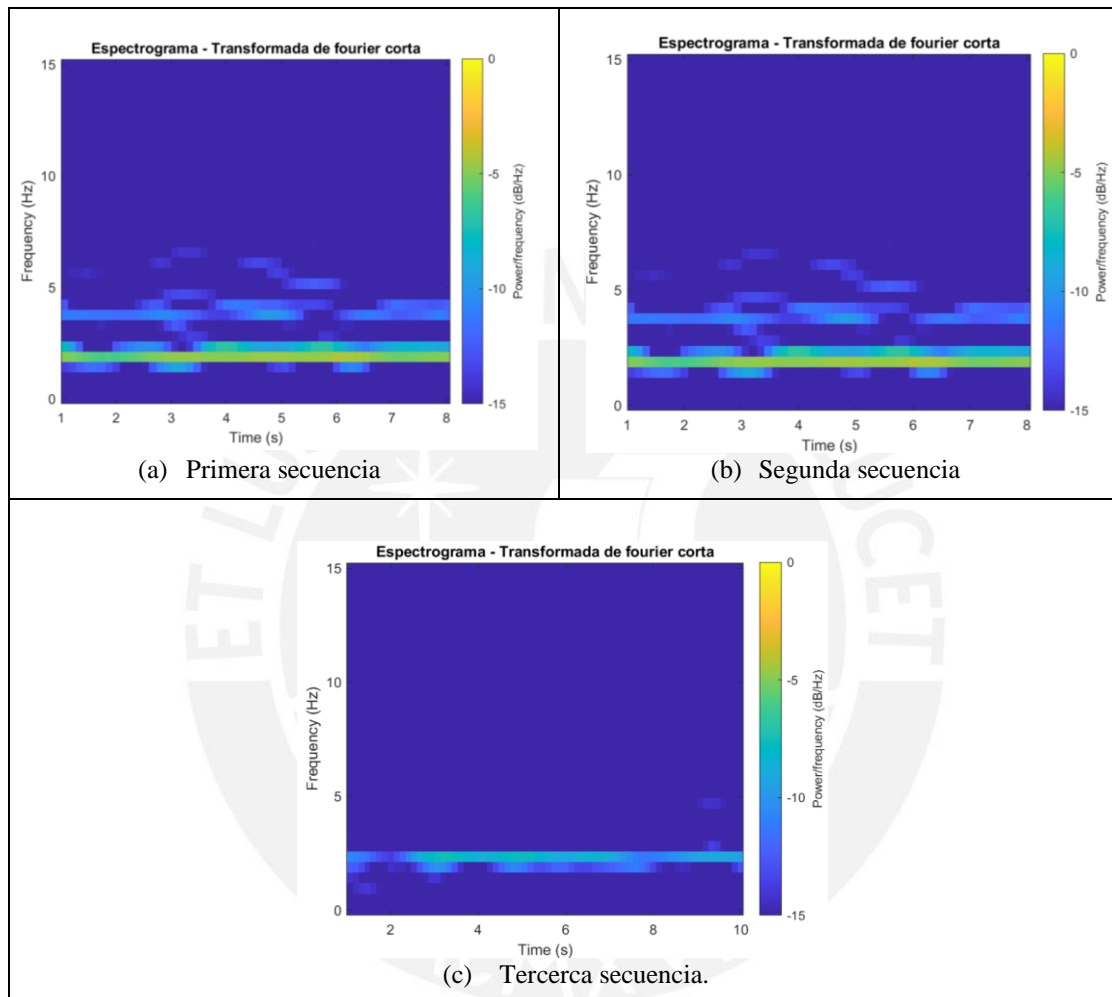


Figura 4.24: Espectrograma del golpeteo de dedos - voluntario #003.

Por otro lado, tres voluntarios obtuvieron una frecuencia promedio menor a 1 Hz (voluntario #007, #009 y #016), al examinar sus videos, se notó que su movimiento es más pausado y no se mantiene uniforme en el tiempo total de ejecución. En la Figura 4.25, se presenta un ejemplo representativo del espectrograma de las secuencias de movimiento del voluntario #009, en las cuales se observa que los valores de frecuencia predominan en el rango de 0 a 5 Hz, además, la energía de la señal disminuye a partir del $t=6s$ y es apenas perceptible.

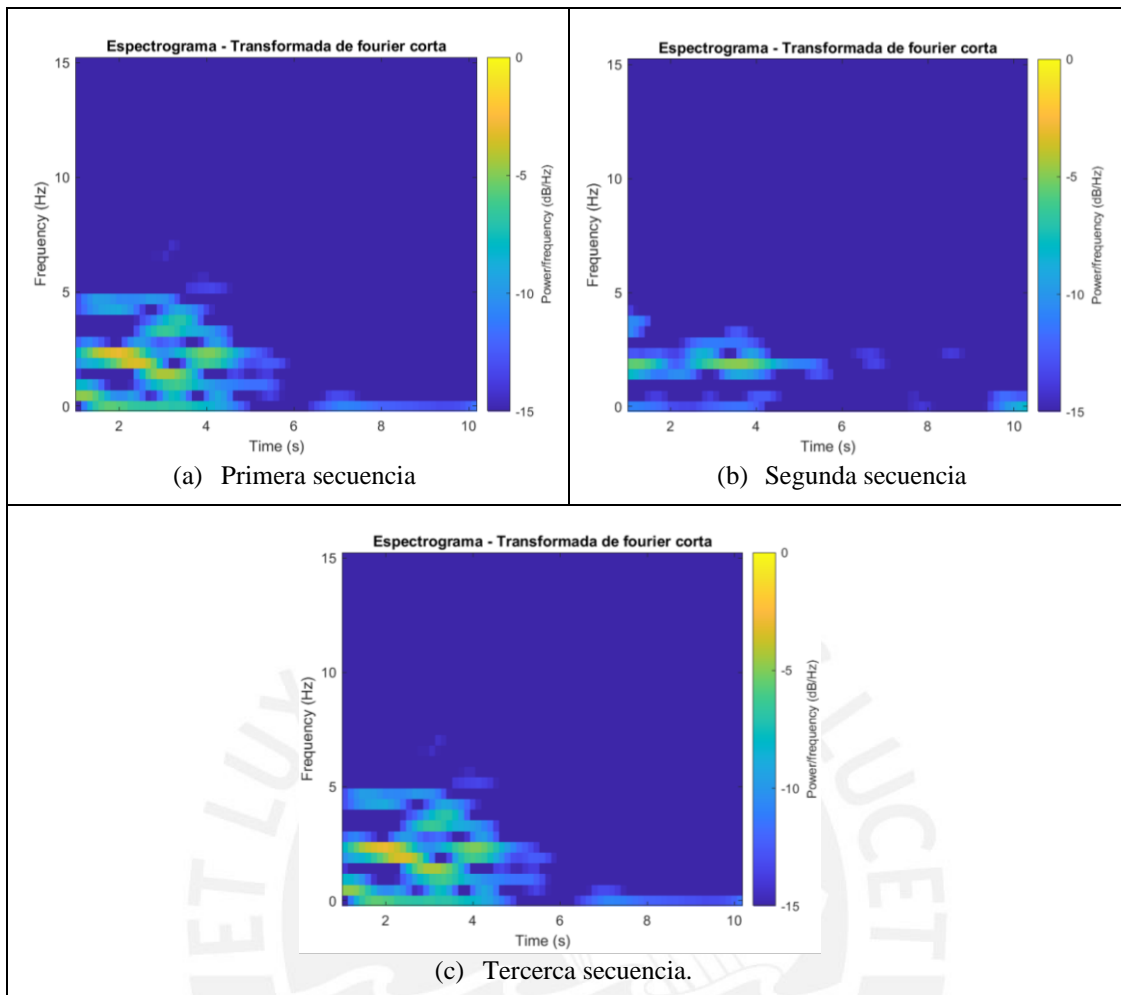


Figura 4.25: Espectrograma del golpeteo de dedos del voluntario #009.

4.2.1.2 Movimiento con las manos

La Figura 4.26 muestra dos fotogramas representativos del video de un voluntario realizando el movimiento con las manos. Se observa el comportamiento de los vectores horizontales y verticales, generados por el algoritmo de Farneback, al inicio (Figura 4.26 (a)) y al final del movimiento (Figura 4.26 (b)).

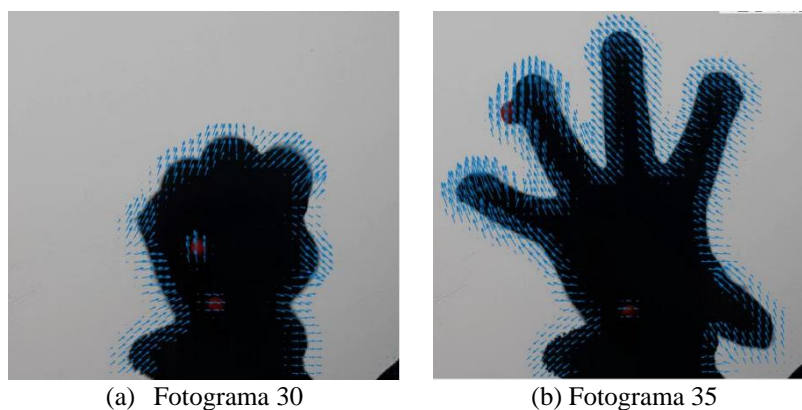


Figura 4.26: Vectores de velocidad en el movimiento con las manos.

A continuación, se presenta la señal de movimiento con las manos según cada secuencia ejecutada por el voluntario #003. Estas señales fueron generadas del procesamiento con FO.

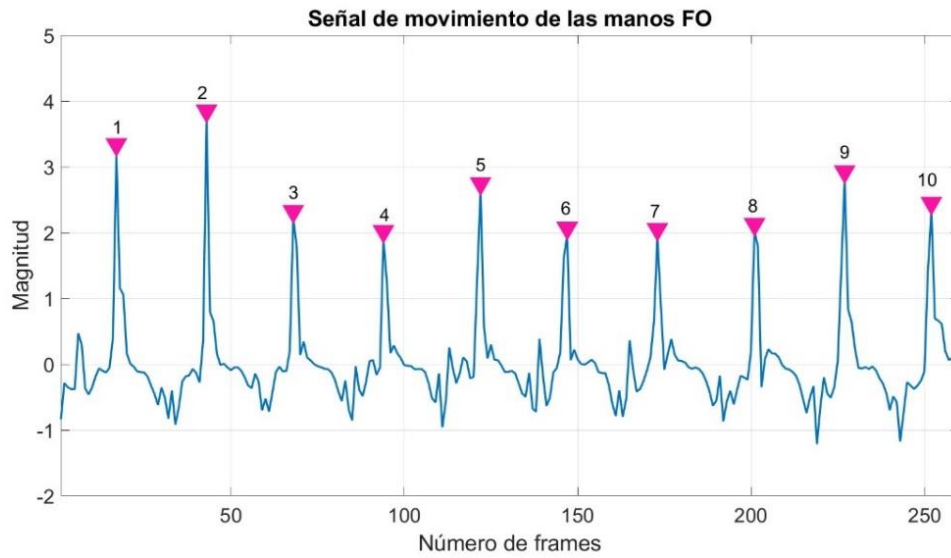


Figura 4.27: Señal de movimiento con las manos de la primera secuencia - voluntario #003.

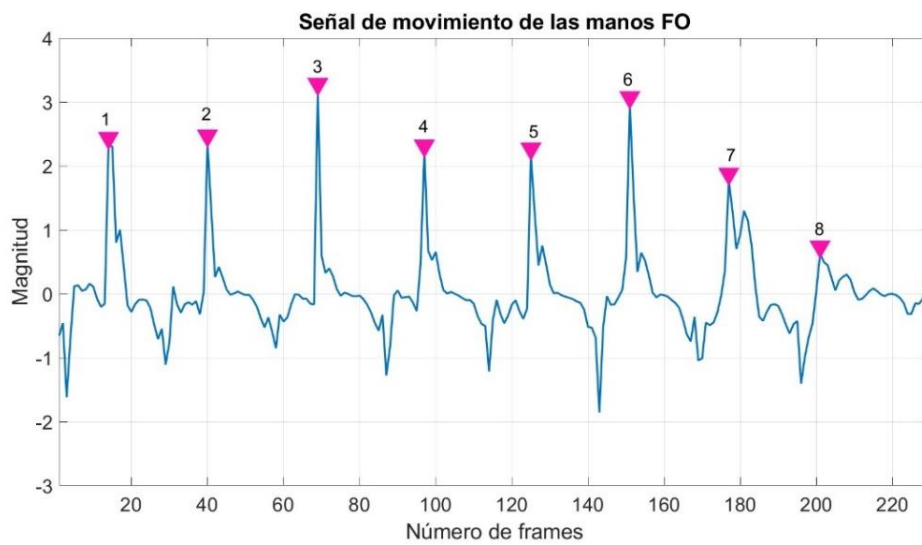


Figura 4.28: Señal de movimiento con las manos de la segunda secuencia - voluntario #003.

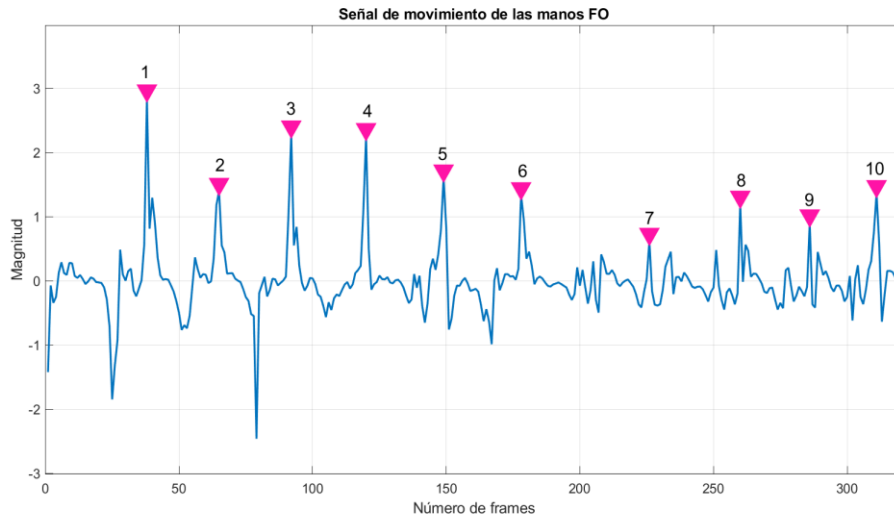


Figura 4.29: Señal de movimiento con las manos de la tercera secuencia - voluntario #003.

La Figura 4.30 presenta los valores de frecuencia obtenido en las secuencias del movimiento con las manos según cada voluntario.

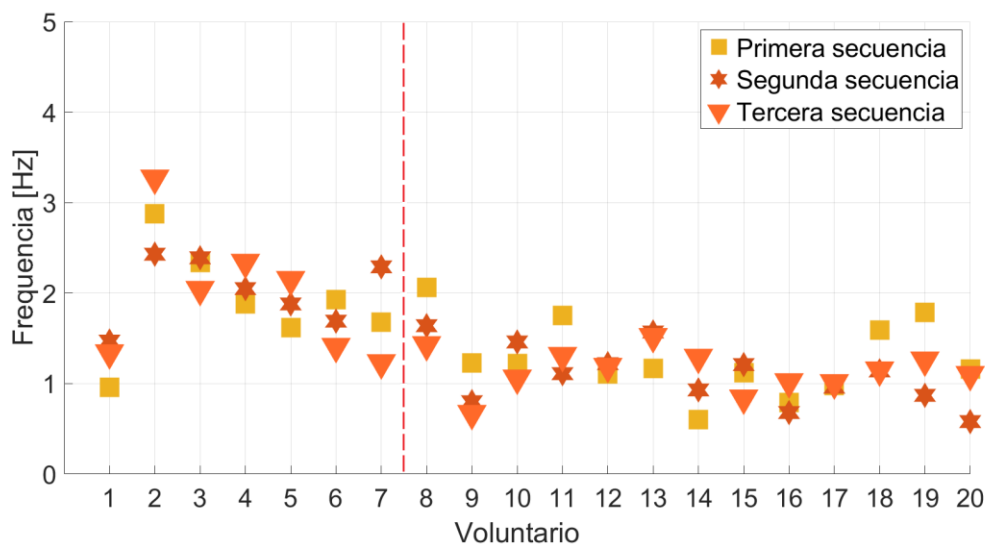


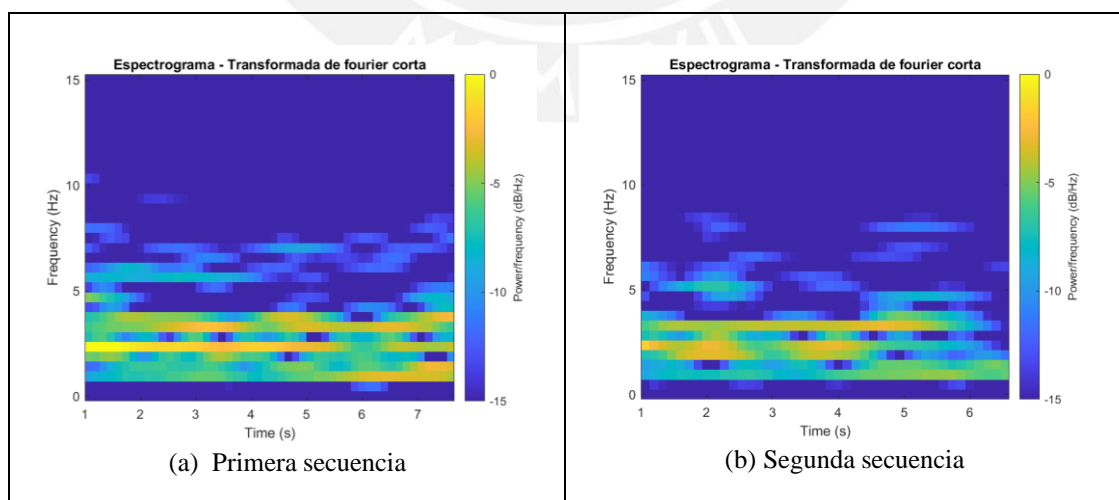
Figura 4.30: Frecuencia del movimiento con las manos en cada secuencia.

En la Figura 4.31 se muestran los valores de frecuencia promedio de las secuencias de movimiento con las manos según cada voluntario.



Figura 4.31: Frecuencia promedio de las tres secuencias de movimiento con las manos.

Los voluntarios #002 y #003 son los que presentan un mayor valor de frecuencia promedio (2,86 Hz y 2,26 Hz, respectivamente). Se analizaron los videos adquiridos y se encontró que estos voluntarios ejecutan el movimiento a un ritmo constante y controlado en comparación con frecuencias menores, como en el caso del voluntario #009 y #016 (0,9 y 0,83 Hz, respectivamente). De este modo, al analizar el espectrograma de las tres secuencias de movimiento con las manos del voluntario #003, se encontró la presencia de varias bandas de frecuencia en un rango de 0 a 5 Hz, que se mantienen a lo largo del tiempo, con mayor repercusión en 2 Hz (Figura 4.38).



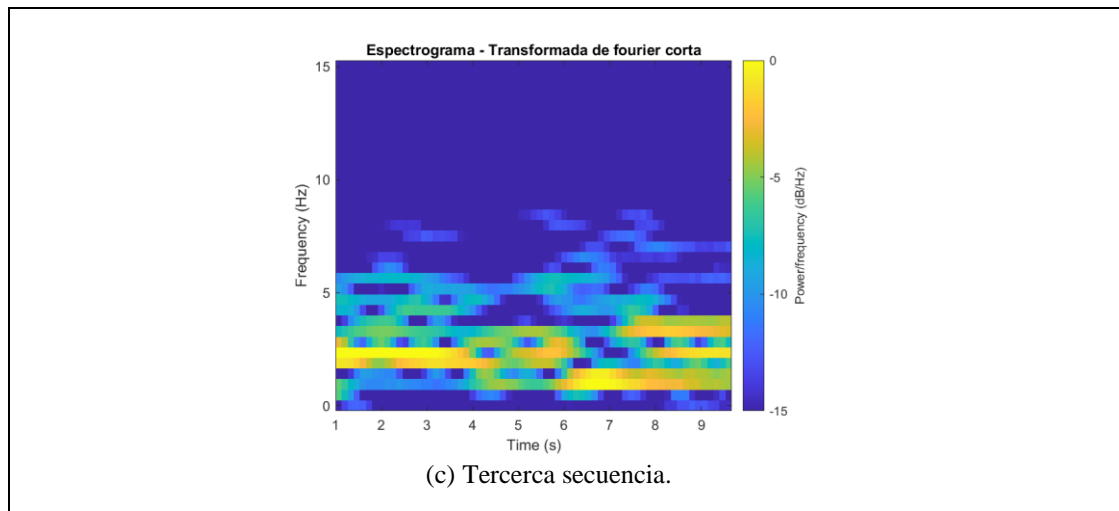


Figura 4.32: Espectrograma del movimiento con las manos del voluntario #003.

Por el contrario, en frecuencias menores, como es el caso del voluntario #016, los espectrogramas de las tres secuencias de movimiento lucen como en la Figura 4.33. Se visibiliza que a partir del segundo 7 existen menos bandas de frecuencia y con menor energía.

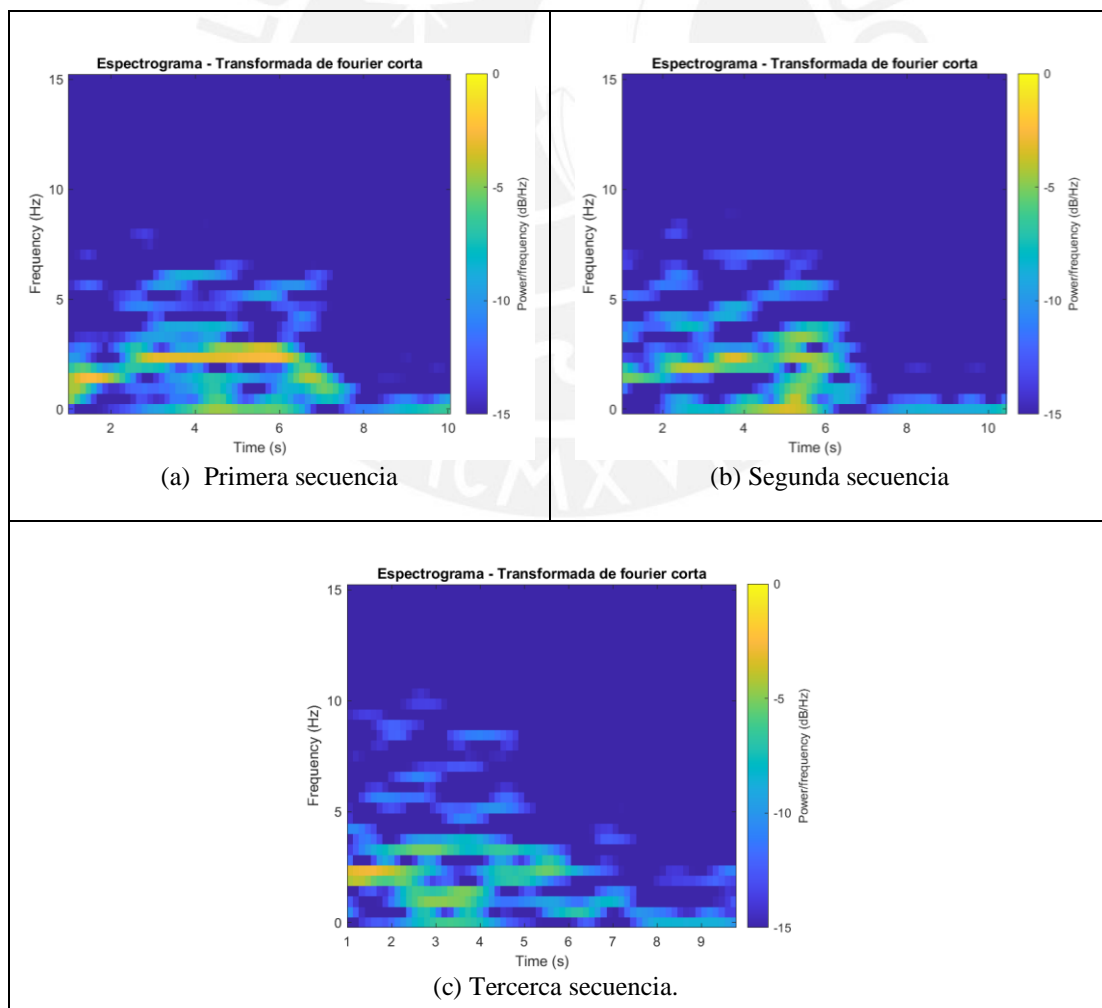


Figura 4.33: Espectrograma del movimiento con las manos del voluntario #016.

4.2.2 Segundo enfoque

4.2.2.1 Golpeteo de dedos

En la Figura 4.34 se observan dos fotogramas representativos de un voluntario realizando el golpeteo de dedos, donde se aprecian los vectores de flujo óptico únicamente en la región de los marcadores.

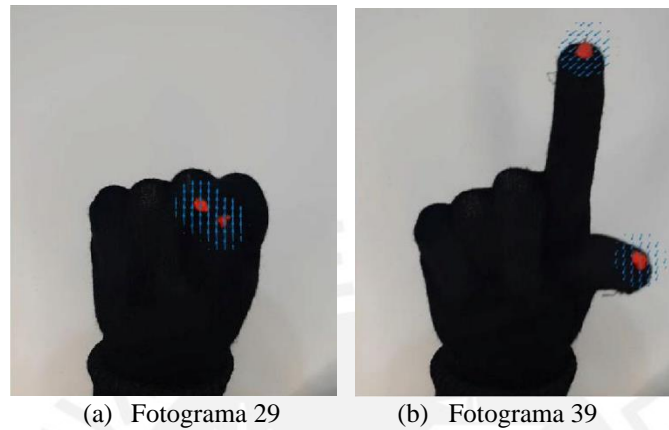


Figura 4.34: Movimiento de golpeteo de dedos

La Figura 4.35 presenta los valores de frecuencia obtenidos en las tres secuencias de golpeteo de dedos según cada voluntario.

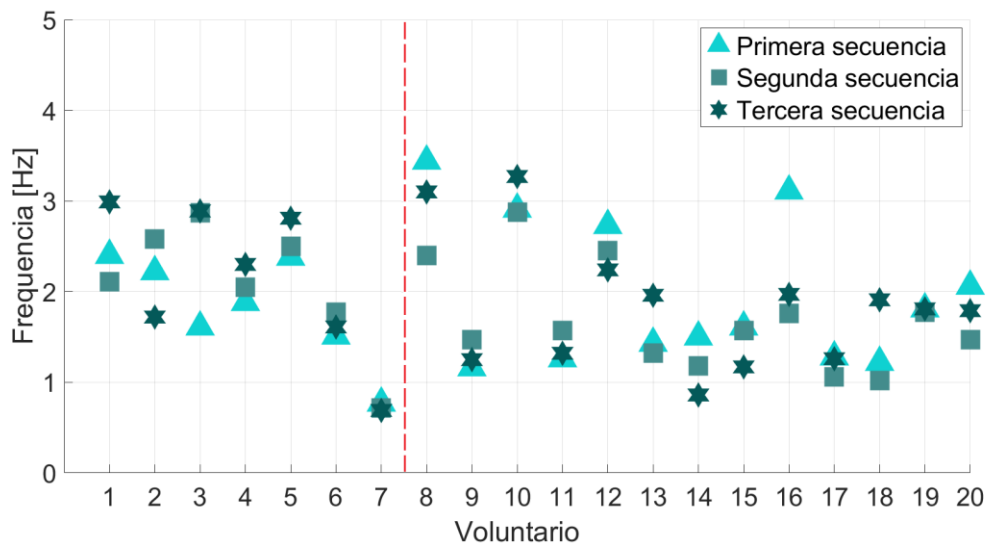


Figura 4.35: Frecuencias del golpeteo de dedos en cada secuencia.

En la Figura 4.36 se presenta los valores de frecuencia promedio según cada voluntario.

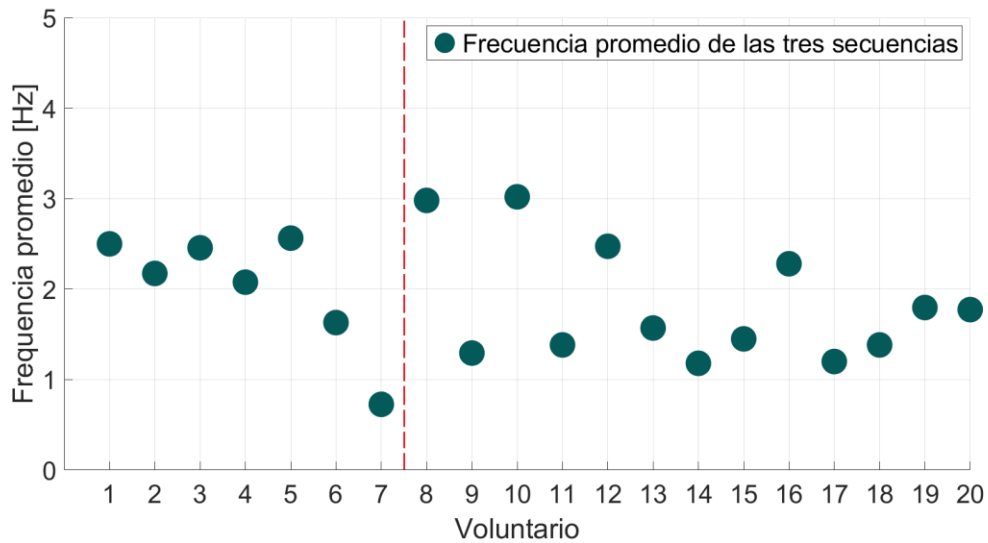


Figura 4.36: Frecuencias promedio de las secuencias de golpeteo de dedos.

Los voluntarios que obtuvieron una frecuencia mayor fueron el #008 y el #010 (*Frecuencia = 2.98 Hz y 3.02 Hz, respectivamente*). Similarmente a lo que ocurre en el primer enfoque, la frecuencia es constante en el tiempo, y la energía se encuentra en un rango de -5 a 0 dB/Hz. Por ejemplo, el espectrograma de la secuencia 3 del voluntario #010 luce como el que se muestra en la Figura 4.37.

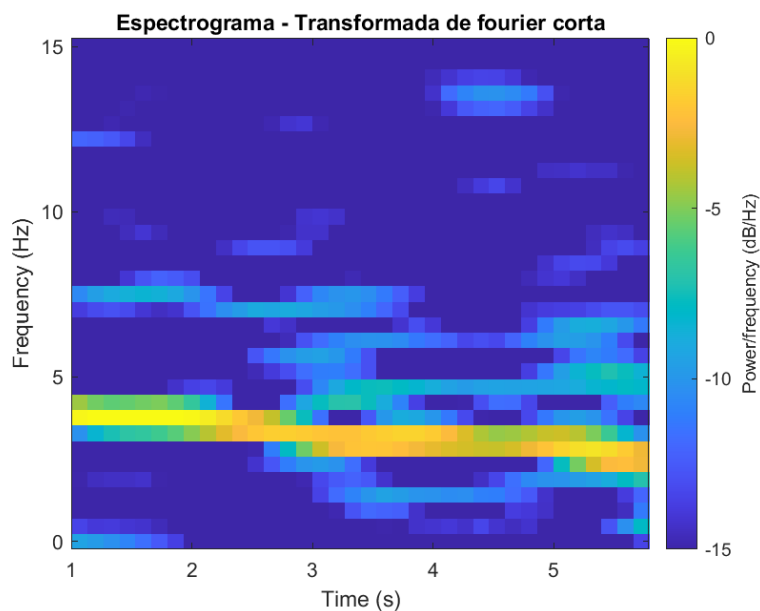


Figura 4.37: Espectrograma de la secuencia 3 del voluntario #010 en el golpeteo de dedos.

Por el contrario, el voluntario #007 fue el que obtuvo una menor frecuencia (*Frecuencia = 0.77 Hz*) y el espectrograma de su primera secuencia de movimiento se

presenta en la Figura 4.38, donde se observa que la banda de frecuencias no es contante en el tiempo y la energía es menor en comparación con la que se presente en los espectrograma de voluntarios con frecuencias mayores ($-12 a -8 \text{ dB/Hz}$)

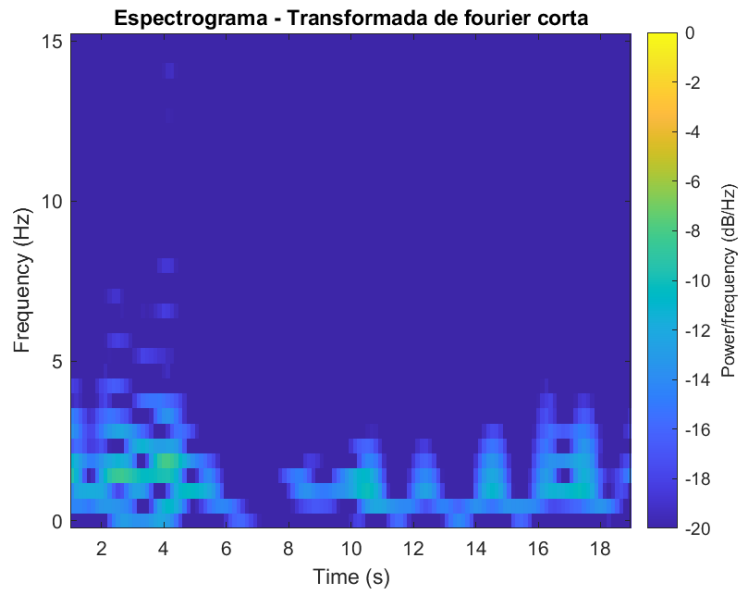


Figura 4.38: Espectrograma de la secuencia 1 del voluntario #007 en el golpeteo de dedos.

4.3 Análisis estadístico

La Figura 4.39 muestra los coeficientes de variación de las secuencias de golpeteo de dedos, de acuerdo con el primer enfoque.

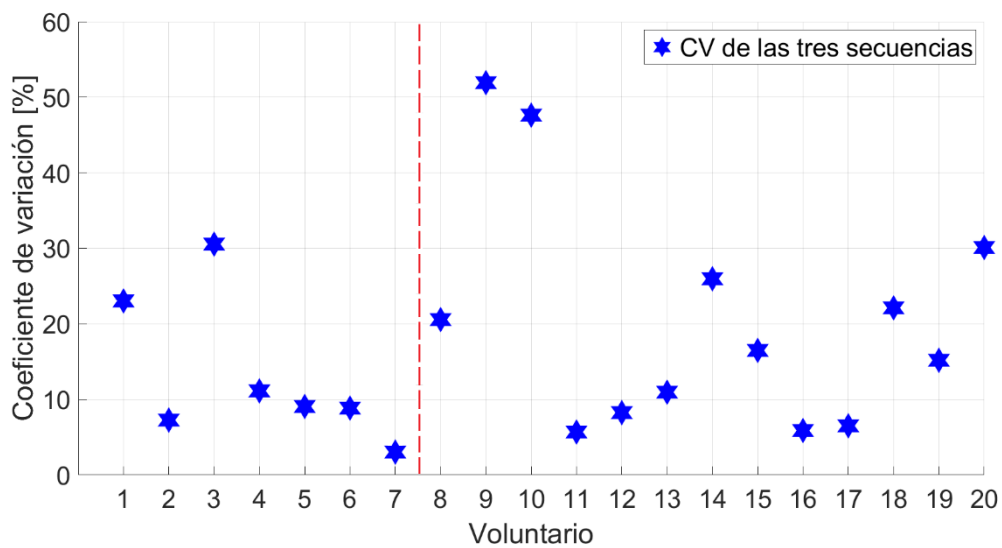


Figura 4.39: Coeficiente de variación de las secuencias de golpeteo de dedos (primer enfoque).

Además, se presenta en la Figura 4.40 los coeficientes de variación de las secuencias de golpeteo de dedos según el segundo enfoque.

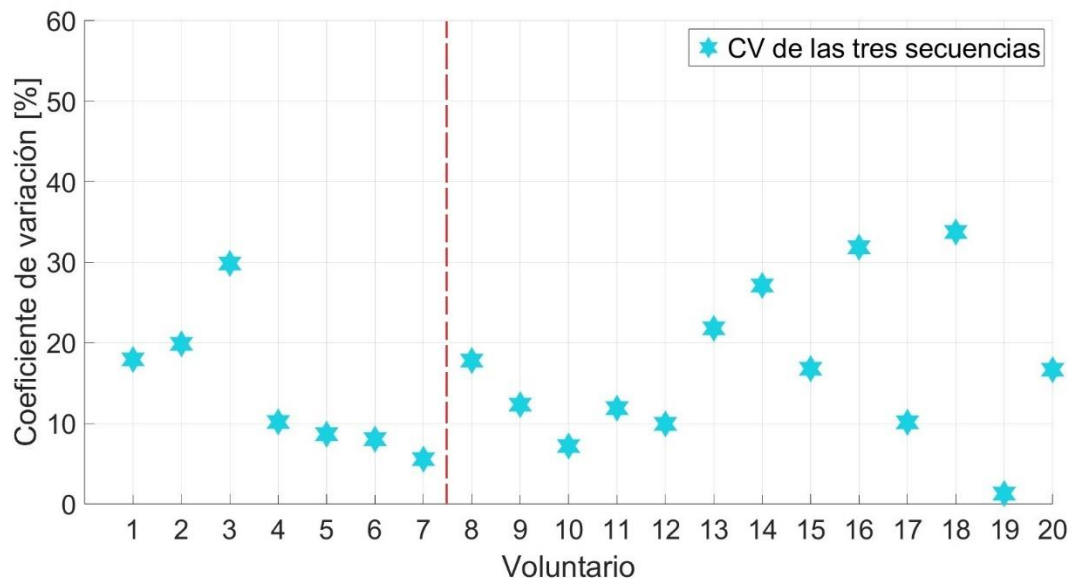


Figura 4.40: Coeficientes de variación de las secuencias de golpeteo de dedos (segundo enfoque).

En el primer enfoque, se tienen dos valores atípicos de CV (voluntario #009 y #010) que superan el 46 %, esto debido a que sus secuencias de golpeteo de dedos difieren en $\sim 0.9\text{Hz}$; sin embargo, en el segundo enfoque, el CV disminuye ($< 13\%$). Se revisaron y compararon los videos de ambos enfoques, y se observó la presencia de vectores de movimiento en zonas ajenas al dedo índice y pulgar (Figura 4.41), estos falsos vectores de movimiento generan una magnitud mayor en el caso del primer enfoque (Figura 4.42).

Los resultados se pueden explicar basados en el tipo de aro de luz usado en los experimentos que fue de tipo puntual (enfoca un área definida), este tipo de luz hace que se creen brillos en la superficie de los objetos, además de alterar su tonalidad y crear sombras. Estos factores evidentemente influyen en la técnica de FO y generan la estimación de falsos vectores de movimiento, que se pueden traducir como ruido en la señal de frecuencia, el cual hace que se enmascare la información de las frecuencias correspondientes al movimiento, de modo que no se visibiliza las frecuencias reales en la banda de frecuencias del espectro de la señal.

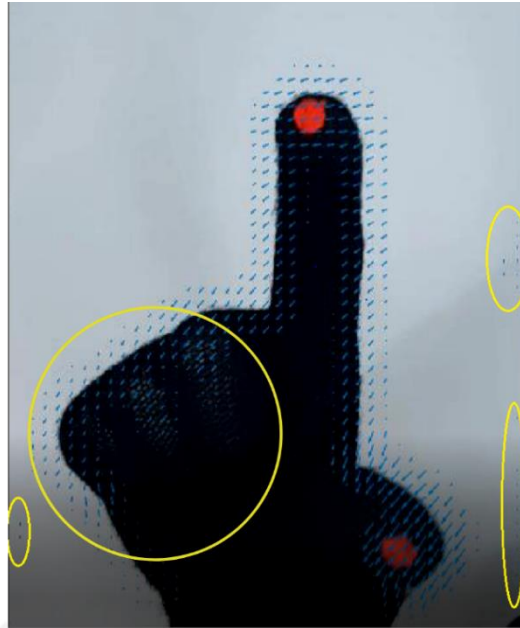


Figura 4.41. Vectores de FO en zonas ajenas al movimiento (círculo amarillo)

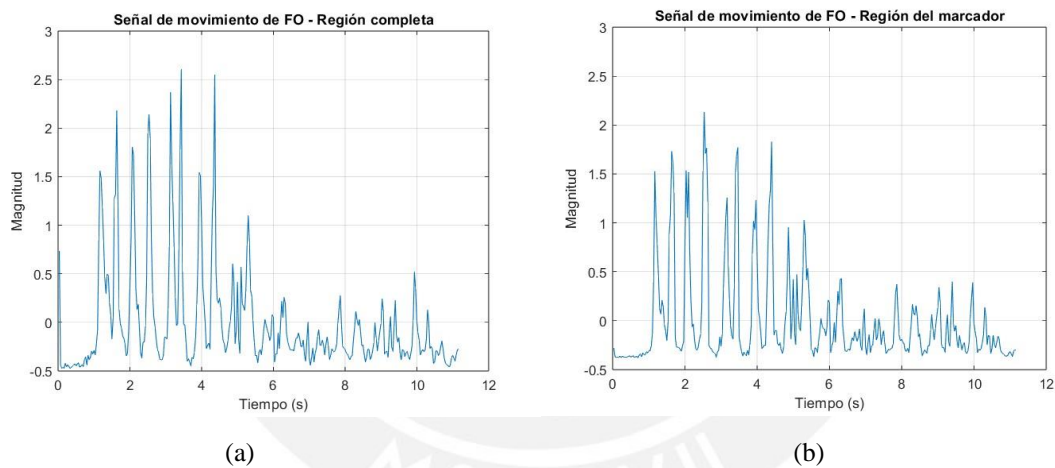


Figura 4.42. Señal de flujo óptico según (a) primer y (b) segundo enfoque.

Por otro lado, se presentó una correlación positiva considerable entre el primer y segundo enfoque del algoritmo basado en flujo óptico, de acuerdo con los valores de frecuencia resultantes según cada secuencia. Asimismo, se encontró una correlación positiva considerable entre las frecuencias promedio de las tres secuencias (Tabla 4.1).

Tabla 4.1

Correlación entre las frecuencias de golpeteo de dedos. Coeficiente ρ y valor de P obtenidos de la prueba de Spearman.

		SEGUNDO ENFOQUE			
		Primera secuencia	Segunda secuencia	Tercera secuencia	Frecuencia promedio
PRIMER ENFOQUE	Primera secuencia	$\rho = 0,61$ $P = 0,004$			
	Segunda secuencia		$\rho = 0,73$ $P = 2,33e(-4)$		
	Tercera secuencia			$\rho = 0,52$ $P = 0,004$	
	Frecuencia promedio				$\rho = 0,65$ $P = 0,002$

Nota. Elaboración propia.



OBSERVACIONES Y RECOMENDACIONES

En cuanto al ambiente para grabar los movimientos, lo recomendable sería contar con un *set* de grabación fijo para controlar el fondo y la iluminación, lo ideal es contar con un tipo de luz omnidireccional [SALGADO ET AL., 2010], que crea tonalidades homogéneas y sombras débiles o ausencia de brillo según su intensidad a fin de garantizar que se cumplan los supuestos de flujo óptico (brillo constante y movimiento similar entre fotogramas). Otra alternativa podría ser utilizar técnicas de atenuación de perturbaciones causadas por fuentes de iluminación y/o sombras, a fin de conseguir un algoritmo más robusto.

Adicionalmente, se recomienda usar un soporte de celular más estable para asegurar el sistema (aro de luz montado con celular). Asimismo, en futuros estudios, se podría usar una cámara con un mayor grado de visión teniendo en cuenta que los pacientes con enfermedad de Parkinson presentan mayor dificultad para mantener la posición fija de la mano. Otra alternativa sería realizar la grabación a una distancia mayor, considerando que el *set* de grabación debe cumplir con las especificaciones previamente especificadas.

La aplicación del protocolo de adquisición de videos en pacientes con enfermedad de Parkinson debe tener consideraciones especiales, por ejemplo, el uso de un sillón con reposabrazos en lugar de una mesa y una silla, ya que los pacientes, por su propia condición, tienen dificultad para movilizarse y mantener el brazo fijo.

Por otro lado, al analizar cada fotograma, se observó que el marcador del dedo anular no se mantenía fijo mientras el participante realizaba el movimiento con las manos, por lo que se recomienda encontrar otra posición estratégica para el marcador o utilizar uno más pequeño. Asimismo, se podría aplicar el segundo enfoque de FO en el movimiento con las manos considerando el uso de un marcador en cada dedo para un análisis más preciso. Otra alternativa sería utilizar un método de binarización adaptativa, el cual calcula un umbral dividiendo la imagen en varias zonas de la imagen, esto con la finalidad de conseguir un algoritmo más robusto y controlar los cambios de iluminación.

Se observó que las preguntas realizadas durante las pruebas de golpeteo de dedos y movimiento con las manos (primera estrategia de adquisición de videos) distrajeron a algunos participantes en la ejecución de su movimiento, ya que mientras respondían las preguntas se

olvidaban de seguir con la prueba. Esto pudo influenciar en los valores de cansancio obtenidos en algunas secuencias.

Finalmente, sería interesante aplicar el protocolo de adquisición de videos y los algoritmos propuestos en pacientes que padecen párkinson, y realizar una comparación entre participantes enfermos y sanos.



CONCLUSIONES

Se diseñó un protocolo de adquisición de videos de los movimientos característicos de la bradicinesia: golpeteo de dedos y movimiento con las manos, el cual fue aplicado en una base de datos de 30 personas sanas.

El algoritmo basado en segmentación de imágenes permitió ver los cambios de amplitud en la señal del movimiento; del mismo modo, a partir de esta señal se obtuvo los datos de cansancio en el movimiento. Además, el algoritmo de FO permitió obtener la frecuencia del movimiento. Por otro lado, el segundo enfoque (FO aplicado a los marcadores) sería más confiable y preciso para calcular la frecuencia ya que excluye los posibles efectos luminosos que repercuten en la imagen y generan falsos vectores de movimiento.

Finalmente, la metodología planteada tiene el potencial de adaptar las atenciones médicas presenciales a atenciones remotas ya que se puede analizar cuantitativamente los síntomas de la bradicinesia mediante el análisis de videos con técnicas de procesamiento de imágenes. Asimismo, los algoritmos propuestos tienen el potencial de ser una gran ayuda para los médicos neurólogos con el propósito de realizar un diagnóstico objetivo y por ende un mejor tratamiento.

BIBLIOGRAFÍA

- [AARSLAND ET AL., 2021] Aarsland, D., Batzu, L., Halliday, G. M., Geurtsen, G. J., Ballard, C., Ray Chaudhuri, K., & Weintraub, D. (2021). Parkinson disease-associated cognitive impairment. *Nature Reviews Disease Primers*, 7(1), 1–21. <https://doi.org/10.1038/s41572-021-00280-3>.
- [ADAMS ET AL., 2021] Adams, J. L., Lizarraga, K. J., Waddell, E. M., Myers, T. L., Jensen-Roberts, S., Modica, J. S., & Schneider, R. B. (2021). Digital Technology in Movement Disorders: Updates, Applications, and Challenges. *Current Neurology and Neuroscience Reports*, 21(4). <https://doi.org/10.1007/s11910-021-01101-6>
- [ARMSTRONG ET AL., 2020] Armstrong, M. J., & Okun, M. S. (2020). Diagnosis and Treatment of Parkinson Disease: A Review. *JAMA - Journal of the American Medical Association*, 323(6), 548–560. <https://doi.org/10.1001/jama.2019.22360>
- [ARORA ET AL., 2015] Arora, S., Venkataraman, V., Zhan, A., Donohue, S., Biglan, K. M., Dorsey, E. R., & Little, M. A. (2015). Detecting and monitoring the symptoms of Parkinson's disease using smartphones: A pilot study. *Parkinsonism and Related Disorders*, 21(6), 650–653. <https://doi.org/10.1016/j.parkreldis.2015.02.026>
- [BALESTRINO ET AL., 2020] Balestrino, R., & Schapira, A. H. V. (2020). Parkinson disease. *European Journal of Neurology*, 27(1), 27–42. <https://doi.org/10.1111/ene.14108>
- [BLAUWENDRAAT ET AL., 2017] Blauwendraat, C., Bandrés-Ciga, S., & Singleton, A. B. (2017). Predicting progression in patients with Parkinson's disease. *The Lancet Neurology*, 16(11), 860–862. [https://doi.org/10.1016/S1474-4422\(17\)30331-9](https://doi.org/10.1016/S1474-4422(17)30331-9)
- [BRUCE, 1981] Bruce, D. L. T. K. (1981). Lucas_Bruce_D_1981_1.Pdf.
- [BUXTON., 1984] Buxton, B., & Buxton, H. (1984). Computation of optic flow from the motion of edge features in image sequences. *Image and Vision Computing*, 2(2), 59–75. [https://doi.org/10.1016/0262-8856\(84\)90001-5](https://doi.org/10.1016/0262-8856(84)90001-5)

- [CHAN ET AL., 2007] Chan, P. L. S., Nutt, J. G., & Holford, N. H. G. (2007). Levodopa slows progression of Parkinson's disease. External validation by clinical trial simulation. *Pharmaceutical Research*, 24(4), 791–802. <https://doi.org/10.1007/s11095-006-9202-3>
- [DE BOER & KALKSMA, 2015] De Boer, J., & Kalksma, M. (2015). Choosing between optical flow algorithms for UAV position change measurement. *Sc@ Rug*.
- [DEVI ET AL., 2013] Devi, S., T., Sunanda Vemulapalli, K., Chintalapati, K., Sai, P., & Gudipudi, S. (2013). Comparison Between The Optical Flow Computational Techniques. *International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT)*, 4(10), 4507–4511. <http://www.ijettjournal.org>
- [DORSEY ET AL., 2020a] Dorsey, E. R., Kluger, B., & Lipset, C. H. (2020). The New Normal in Clinical Trials: Decentralized Studies. *Annals of Neurology*, 88(5), 863–866. <https://doi.org/10.1002/ana.25892>
- [DORSEY ET AL., 2020b] Dorsey, E. R., Omberg, L., Waddell, E., Adams, J. L., Adams, R., Ali, M. R., Amodeo, K., Arky, A., Augustine, E. F., DInesh, K., Hoque, M. E., Glidden, A. M., Jensen-Roberts, S., Kabelac, Z., Katabi, Di., Kieburzt, K., Kinel, D. R., Little, M. A., Lizarraga, K. J., ... McDermott, M. P. (2020). Deep Phenotyping of Parkinson's Disease. *Journal of Parkinson's Disease*, 10(3), 855–873. <https://doi.org/10.3233/JPD-202006>
- [FAHN, 2006] Fahn, S. (2006). Levodopa in the treatment of Parkinson's disease. *Journal of Neural Transmission, Supplement*, 71, 1–15. https://doi.org/10.1007/978-3-211-33328-0_1
- [FARNEBACK, 2002] Farneback, G. (2002). Polynomial expansion for orientation and motion estimation. In *Technology* (Issue 790).
- [GIANCARDO ET AL., 2016] Giancardo, L., Sánchez-Ferro, A., Arroyo-Gallego, T., Butterworth, I., Mendoza, C. S., Montero, P., Matarazzo, M., Obeso, J. A., Gray, M. L., & Estépar, R. S. J. (2016). Computer keyboard interaction as an indicator of early Parkinson's disease. *Scientific Reports*, 6. <https://doi.org/10.1038/srep34468>

- [GOWDA ET AL., 2019] Gowda, G. S., Komal, S., Sanjay, T. N., Mishra, S., Kumar, C. N., & Math, S. B. (2019). The P Value and Statistical Significance: Misunderstandings, Explanations, Challenges, and Alternatives. *Indian Journal of Psychological Medicine*, 41(2), 138–143. <https://doi.org/10.4103/IJPSYM.IJPSYM>
- [GUO ET AL., 2015] Guo, J. F., Li, K., Yu, R. L., Sun, Q. Y., Wang, L., Yao, L. Y., Hu, Y. C., Lv, Z. Y., Luo, L. Z., Shen, L., Jiang, H., Yan, X. X., Pan, Q., Xia, K., & Tang, B. S. (2015). Polygenic determinants of Parkinson's disease in a Chinese population. *Neurobiology of Aging*, 36(4), 1765.e1-1765.e6. <https://doi.org/10.1016/j.neurobiolaging.2014.12.030>
- [FAHN, 2006] Fahn, S. (2006). Levodopa in the treatment of Parkinson's disease. *Journal of Neural*
- [HERNANDEZ, 2021] Hernandez, Z. (2012). *Métodos de análisis de datos*.
- [HORN & SCHUNCK, 1981] Horn, B. K., & Schunck, B. G. (1981). Determining Optical Flow. *Techniques and Applications of Image Understanding*, 0281, 319–331.
- [JOBÁGY ET AL., 2005] Jobbágy, Á., Harcos, P., Karoly, R., & Fazekas, G. (2005). Analysis of finger-tapping movement. *Journal of Neuroscience Methods*, 141(1), 29–39. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2004.05.009>
- [KHAN ET AL., 2014] Khan, T., Nyholm, D., Westin, J., & Dougherty, M. (2014). A computer vision framework for finger-tapping evaluation in Parkinson's disease. *Artificial Intelligence in Medicine*, 60(1), 27–40. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2013.11.004>
- [KIM ET AL., 2011] Kim, J. W., Lee, J. H., Kwon, Y., Kim, C. S., Eom, G. M., Koh, S. B., Kwon, D. Y., & Park, K. W. (2011). Quantification of bradykinesia during clinical finger taps using a gyrosensor in patients with Parkinson's disease. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 49(3), 365–371. <https://doi.org/10.1007/s11517-010-0697-8>
- [KRUPICKA ET AL., 2014] Krupicka, R., Szabo, Z., Viteckova, S., & Ruzicka, E. (2014). Motion capture system for finger movement measurement in Parkinson disease. *Radioengineering*, 23(2), 659–664.

- [LANGEVIN ET AL., 2019] Langevin, R., Ali, M. R., Sen, T., Snyder, C., Myers, T., Dorsey, E. R., & Hoque, M. E. (2019). The PARK Framework for Automated Analysis of Parkinson's Disease Characteristics. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 3(2), 1–22. <https://doi.org/10.1145/3328925>
- [LEE ET AL., 2016] Lee, C. Y., Kang, S. J., Hong, S. K., Ma, H. Il, Lee, U., & Kim, Y. J. (2016). A validation study of a smartphone-based finger tapping application for quantitative assessment of bradykinesia in Parkinson's disease. *PLoS ONE*, 11(7), 1–11. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0158852>
- [LEE ET AL., 2019] Lee, W. L. (2019). *Objective Evaluation of Bradykinesia in Parkinson's Disease using an Inexpensive Markerless Motion Tracking System*.
- [MARTINEZ ET AL., 2013] Martinez-Martin, P., Rodriguez-Blazquez, C., Alvarez-Sanchez, M., Arakaki, T., Bergareche-Yarza, A., Chade, A., Garretto, N., Gershanik, O., Kurtis, M. M., Martinez-Castrillo, J. C., Mendoza-Rodriguez, A., Moore, H. P., Rodriguez-Violante, M., Singer, C., Tilley, B. C., Huang, J., Stebbins, G. T., & Goetz, C. G. (2013). Expanded and independent validation of the Movement Disorder Society-Unified Parkinson's Disease Rating Scale (MDS-UPDRS). *Journal of Neurology*, 260(1), 228–236. <https://doi.org/10.1007/s00415-012-6624-1>
- [MEMEDI ET AL., 2015] Memedi, M., Sadikov, A., Groznik, V., Žabkar, J., Možina, M., Bergquist, F., Johansson, A., Haubenberger, D., & Nyholm, D. (2015). Automatic Spiral Analysis for Objective Assessment of Motor Symptoms in Parkinson's Disease. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 15(9), 23727–23744. <https://doi.org/10.3390/s150923727>
- [MONDRAGON ET AL., 2014] Mondragon, M. (2014). Uso de la correlación de Spearman en un estudio de intervención en fisioterapia. *Movimiento Científico*, 8(1), 98–104. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5156978>
- [MORGAN & SETHI, 2005] Morgan, J., & Sethi, K. D. (2005). Levodopa and the progression of Parkinson's disease. *Current Neurology and Neuroscience Reports*, 5(4), 261–262. <https://doi.org/10.1007/s11910-005-0069-1>

- [MUHAMED ET AL., 2018] Muhamed, S. A., Newby, R., Smith, S. L., Alty, J., Jamieson, S., & Kempster, P. (2018). Objective evaluation of bradykinesia in Parkinson's disease using evolutionary algorithms. *BIOSIGNALS 2018 - 11th International Conference on Bio-Inspired Systems and Signal Processing, Proceedings; Part of 11th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies, BIOSTEC 2018*, 4(February 2019), 63–69. <https://doi.org/10.5220/0006601700630069>
- [NEMADE & GOHOKAR, 2021] Nemade, N., & Gohokar, V. V. (2019). Comparative Performance Analysis of Optical Flow Algorithms for Anomaly Detection. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3419775>
- [NOYCE ET AL., 2018] Noyce, A. J., Rees, R. N., Acharya, A. P., & Schrag, A. (2018). An early diagnosis is not the same as a timely diagnosis of Parkinson's disease [version 1; referees: 2 approved]. *F1000Research*, 7(0), 1–9. <https://doi.org/10.12688/f1000research.14528.1>
- [R. CONDOR ET AL., 2019] R. Condor, I., Atencio Paulino, J. I., & Contreras Cordova, C. R. (2019). Características Clínico Epidemiológicas De La Enfermedad De Parkinson En Un Hospital Nacional De La Sierra Peruana. *Revista de La Facultad de Medicina Humana*, 19(4), 14–21. <https://doi.org/10.25176/rfmh.v19i4.2242>
- [RAY DORSEY ET AL., 2018] Ray Dorsey, E., Elbaz, A., Nichols, E., Abd-Allah, F., Abdelalim, A., Adsuar, J. C., Ansha, M. G., Brayne, C., Choi, J. Y. J., Collado-Mateo, D., Dahodwala, N., Do, H. P., Edessa, D., Endres, M., Fereshtehnejad, S. M., Foreman, K. J., Gankpe, F. G., Gupta, R., Hankey, G. J., ... Murray, C. J. L. (2018). Global, regional, and national burden of Parkinson's disease, 1990–2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016. *The Lancet Neurology*, 17(11), 939–953. [https://doi.org/10.1016/S1474-4422\(18\)30295-3](https://doi.org/10.1016/S1474-4422(18)30295-3)
- [SALARIAN ET AL., 2007] Salarian, A., Russmann, H., Wider, C., Burkhard, P. R., Vingerhoets, F. J. G., & Aminian, K. (2007). Quantification of tremor and bradykinesia in Parkinson's disease using a novel ambulatory monitoring system. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 54(2), 313–322. <https://doi.org/10.1109/TBME.2006.886670>

- [SALGADO ET AL., 2010] Salgado, A. (2010). Métodos variacionales para la estimación del flujo óptico y mapas de disparidad [Tesis doctoral, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria].
- [SIMON ET AL., 2020] Simon, D. K., Tanner, C. M., & Brundin, P. (2020). Parkinson Disease Epidemiology, Pathology, Genetics, and Pathophysiology. *Clinics in Geriatric Medicine*, 36(1), 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.cger.2019.08.002>
- [STAMATAKIS ET AL., 2013] Stamatakis, J., Ambroise, J., Crémers, J., Sharei, H., Delvaux, V., Macq, B., & Garraux, G. (2013). Finger tapping clinimetric score prediction in Parkinson's disease using low-cost accelerometers. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2013. <https://doi.org/10.1155/2013/717853>
- [SUN ET AL., 2018] Sun, K., Wang, W., Liu, A. X., & Dai, H. (2018). Depth aware finger tapping on virtual displays. *MobiSys 2018 - Proceedings of the 16th ACM International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, 283–295. <https://doi.org/10.1145/3210240.3210315>
- [TINELLI ET AL., 2016] Tinelli, M., Kanavos, P., & Grimaccia, F. (2016). The value of early diagnosis and treatment in Parkinson's Disease - A literature review of the potential clinical and socioeconomic impact of targeting unmet needs in Parkinson's disease. *London School Econ & Pol Sci, March*, 1–34. <http://www.braincouncil.eu/wp-content/uploads/2016/11/Parkinson-report-2016-.pdf>
- [TRANSTORNOS& MOVEMENT, 2008] Trastornos, D., & Movement, M. (2008). *MDS-UPDRS Parte I: Aspectos No-Motores de las Experiencias de la Vida Diaria (nM-EVD)*. 738–750.
- [WILLIAMS ET AL., 2020a] Williams, S., Relton, S. D., Fang, H., Alty, J., Qahwaji, R., Graham, C. D., & Wong, D. C. (2020). Supervised classification of bradykinesia in Parkinson's disease from smartphone videos. *Artificial Intelligence in Medicine*, 110(October), 101966. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2020.101966>
- [WILLIAMS ET AL., 2020b] Williams, S., Zhao, Z., Hafeez, A., Wong, D. C., Relton, S. D., Fang, H., & Alty, J. E. (2020). The discerning eye of computer vision: Can it measure Parkinson's finger tap bradykinesia? *Journal of the Neurological Sciences*, 416. <https://doi.org/10.1016/j.jns.2020.117003>

- [XU ET AL., 2015] Xu, Y., Wei, X., Liu, X., Liao, J., Lin, J., Zhu, C., Meng, X., Xie, D., Chao, D., Fenoy, A. J., Cheng, M., Tang, B., Zhang, Z., Xia, Y., & Wang, Q. (2015). Low cerebral glucose metabolism: A potential predictor for the severity of Vascular Parkinsonism and Parkinson's disease. *Aging and Disease*, 6(6), 426–436. <https://doi.org/10.14336/AD.2015.0204>
- [ZHAO ET AL., 2020] Zhao, Z., Fang, H., Williams, S., Relton, S. D., Alty, J., Casson, A. J., & Wong, D. C. (2020). Time series clustering to examine presence of decrement in Parkinson's finger-tapping bradykinesia. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS, 2020-July*, 780–783. <https://doi.org/10.1109/EMBC44109.2020.9175638>
- [ZUMAETA ET AL., 2021] Zumaeta, K., Romero, S. E., Torres, E., Urdiales, L., Ramirez, A., Camargo, I., Lizarraga, K. J., & Castaneda, B. (2021). Combining inertial sensors and optical flow to assess finger movements: Pilot study for telehealth applications. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, 2409–2412. <https://doi.org/10.1109/EMBC46164.2021.9629788>

ANEXOS

Anexo A: Consentimiento informado

“Desarrollo de un prototipo para caracterizar el movimiento y el habla a través del análisis multimodal cuantitativo sensorial, de video y audio en pacientes con enfermedad de Parkinson y controles sanos como prueba de concepto.”

Consentimiento informado

Yo, _____, con D.N.I. ó Cédula de Identidad: _____, con _____ años de edad y domiciliado (a) en _____ doy mi consentimiento para participar en el presente estudio y soy consciente de que mi participación es enteramente *VOLUNTARIA*.

He recibido información en forma verbal sobre el estudio mencionado anteriormente y he leído la información escrita adjunta la cual indica que el estudio propuesto es un proyecto que tiene como objetivo validar un sistema de tele-monitoreo cuantitativo sincrónico y asíncrono para la identificación y calificación de síntomas motores de la enfermedad de Parkinson a través del análisis sensorial y procesamiento de audio y video en poblaciones con dificultad de traslado y necesidad de constante medicación. Esta metodología permitirá monitorear a los pacientes sin la necesidad de un neurólogo presente, con el fin de ampliar la capacidad de atención. La tecnología será desarrollada para cuantificar el temblor en las manos y la rigidez muscular; así como el movimiento de golpeteo de dedos y voz con el fin de realizar estudios de prueba de concepto para el uso en tele-consultas para pacientes neurológicos.

Previamente, he tenido la oportunidad de discutir sobre el estudio y hacer preguntas correspondientes a mi caso.

DOY CONFORMIDAD A QUE no tengo enfermedades respiratorias u otras que me impidan participar en este estudio. Además, doy conformidad a lo siguiente:

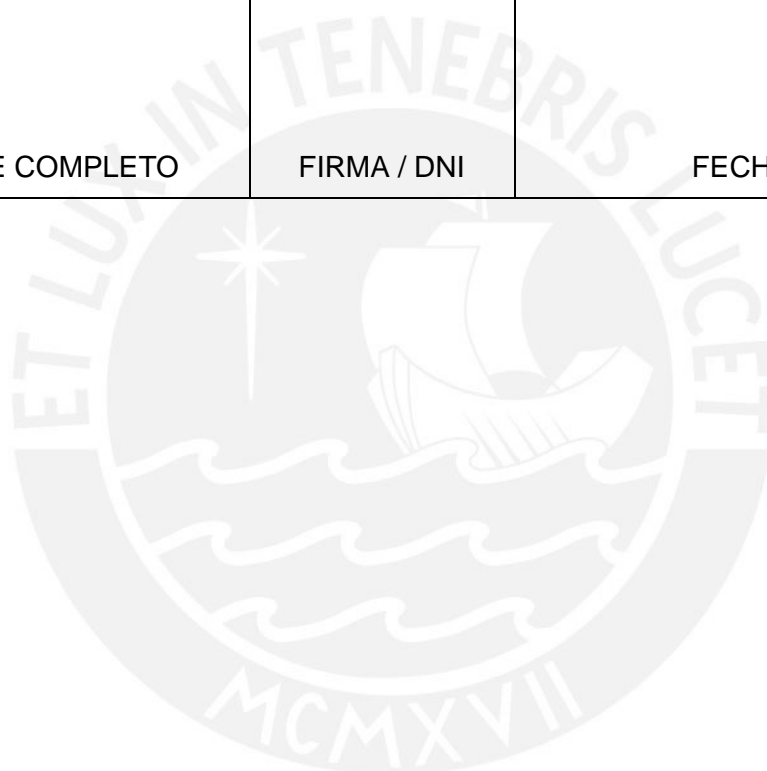
- Soy un voluntario sin enfermedad de Parkinson.
- Soy un paciente con enfermedad de Parkinson.

Al firmar este documento estoy de acuerdo con que mis datos personales, incluyendo datos relacionados a mi salud física o condición, podrían ser usados según lo descrito en la hoja de información que detalla la investigación en la que estoy participando.

Entiendo que puedo finalizar mi participación en el estudio en cualquier momento, sin que esto represente algún perjuicio para mí.

Participante		
NOMBRE COMPLETO	FIRMA / DNI	FECHA

Investigador que adquirió la información		
NOMBRE COMPLETO	FIRMA / DNI	FECHA



Anexo B: Ficha de recolección de datos

“Desarrollo de un prototipo para caracterizar el movimiento y el habla a través del análisis multimodal cuantitativo sensorial, de video y audio en pacientes con enfermedad de Parkinson y controles sanos como prueba de concepto.”

Ficha de Recolección de Datos

Código de paciente*			
Indique primera vez o # de seguimiento			
Fecha de adquisición de datos			
Información Sociodemográfica			
Sexo		Talla (cm)	
Edad (años)		Peso (kg)	
Condiciones crónicas			
Medicamentos			
Percepción de usabilidad del sistema			

*El código de paciente debe contener la fecha de ingreso al estudio, las iniciales del médico tratante, un número aleatorio de cuatro dígitos. Por ejemplo: 20220425_RIHP_0004

**Las fotos y videos deberán ser grabados de la siguiente manera: código de paciente, número de adquisición (tres dígitos), número de foto en esta adquisición (dos dígitos). Por ejemplo: 20220425_RIHP_0004_013_08

Anexo C: Dictamen del Comité de Ética

DICTAMEN

Datos del documento:

Número de dictamen:	N° 002-2022-CEICVyTech/PUCP
Título del protocolo:	Desarrollo de un prototipo para caracterizar el movimiento y el habla a través del análisis multimodal cuantitativo sensorial, de video y audio en pacientes con enfermedad de Parkinson y controles sanos como prueba de concepto
Número de solicitud:	N° 004-2021-CEICVyTech/PUCP

Documentos revisados:

1. Solicitud de evaluación al CEI para Ciencias de la Vida y Tecnologías
2. Declaración de compromiso con los principios éticos de la investigación con seres humanos
3. Protocolo de investigación
4. Anexos
 - Información para los participantes
 - Consentimiento informado
 - Ficha de recolección de datos
 - Medidas a tomar ante posibles eventualidades durante la ejecución del estudio

Dictamen¹:

Aprobado

Fecha de aprobación:

8 de febrero del 2022

¹ **Sin dictamen:** significa que el protocolo de investigación no es lo suficientemente claro. Por ello, el CEICVyTech decide no dictaminar, sino solicitar que el investigador o investigadora a cargo realice una serie de modificaciones para clarificar los objetivos, los procedimientos a seguir o los resultados que se busca obtener.

No aprobado: significa que el protocolo no es aceptable, incluso con modificaciones importantes. **Aprobado condicional:** significa que el CEICVyTech solicita modificaciones al protocolo de investigación como condición para su aceptabilidad. Estas modificaciones son denominadas observaciones y son de obligatorio cumplimiento por parte del investigador.

Aprobado: significa que el protocolo de investigación, tal como ha sido presentado, es aceptable y puede llevarse a cabo.

Aprobado con recomendaciones: es un dictamen equivalente al aprobado, solo que el CEICVyTech decide emitir recomendaciones que considera podrían coadyuvar en la ejecución del proyecto. Las recomendaciones NO son de obligatorio cumplimiento, sino que será el investigador o investigadora quien decida si las lleva a cabo o no.

Instituciones o lugares en los que se realizarán el protocolo experimental

Lugar de residencia de participantes (en compañía de personal entrenado del equipo investigador)

Sobre el/la investigador/a principal:

Nombre completo: Benjamin Castañeda
Institución a la que está adscrita: Pontificia Universidad Católica del Perú (PUCP)

Datos del CEI que ha evaluado el presente proyecto:

CEI para Ciencias de la Vida y Tecnologías
Dirección: Av. Universitaria 1801, San Miguel (aulas móviles B)
Correo: otiiic.secretariatecnica@pucp.edu.pe

Información sobre la constitución y funcionamiento del CEI:

Número de miembros:

Se encuentra compuesto de 16 miembros: 8 titulares y 8 alternos.
Se logra el quórum con 5 miembros

Miembros presentes en la toma de decisión:

Dra. María Elena López Herrera (Presidenta)
Dr. Roberto Lavarello (Vicepresidente)
Dra. Isabel Quispe Trinidad
Dr. Nicola Tarque Ruiz
Dra. Sandra Pérez Buitrago
Dr. Cesar Beltrán Castañon
Dr. Manuel Yarlequé Medina
Dra. Maria de los Ángeles Fernández Flecha
Mg. María Isabel La Rosa Cormack de Pavletich
Mg. Richard Donal Muñante Gutierrez (Secretario Técnico)

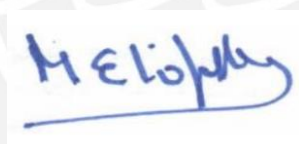
Fechas de las sesiones en las que se evaluó el proyecto

12 de marzo del 2021:	Se plantearon observaciones, las cuales fueron enviadas al investigador principal.
23 de abril del 2021:	Se plantearon observaciones en la nueva documentación, las cuales fueron enviadas al investigador principal.
15 de octubre del 2021:	Se plantearon observaciones en la nueva documentación, las cuales fueron enviadas al investigador principal.

28 de enero del 2022:	Se revisó la documentación corregida, quedando observaciones menores.
8 de febrero del 2022	El proyecto fue aprobado luego de que la Secretaría Técnica verificó que las observaciones de emitidas fueron levantadas

Información a tener en cuenta:

1. El presente protocolo de investigación solo podrá llevarse a cabo en el centro de investigación que se ha indicado y bajo la conducción de la investigadora principal a partir del día siguiente de contar con la aprobación ética respectiva.
2. Cualquier enmienda que desee realizar, debe ser comunicada a la secretaria técnica del CEICVyTech-PUCP, antes de la realización de la misma.
3. Asimismo, si surgieran eventos adversos serios, reacciones adversas serias o inesperadas, o la necesidad de desviar el protocolo, el investigador está obligado a reportarlos al CEICVyTech-PUCP.
4. Este dictamen es válido solo para el proyecto evaluado por el CEICVyTech-PUCP. Cualquier otro proyecto que se quiera llevar a cabo utilizando las muestras transferidas en el marco de este proyecto, debe solicitar la evaluación ética correspondiente.



Dra. María Elena López
Presidenta

Comité de Ética de la Investigación para
Ciencias de la Vida y Tecnologías

Anexo D: Preguntas en la primera estrategia de adquisición

- ¿Cuáles fueron los presidentes del Perú? Menciónelos en orden cronológico.
- ¿Cuáles son los meses del año? Menciónelos en forma descendente.
- Contar en orden descendente a partir de 100.
- Restar sucesivamente a partir de 100.

